

工业机器人应用如何影响企业数字技术创新？

——基于双重机器学习因果推断模型的经验证据

陈晓华¹, 赵欣悦¹, 吕越²

(1. 浙江理工大学 经济管理学院, 浙江 杭州 310018; 2. 对外经济贸易大学 国际经济贸易学院, 北京 100029)

[摘要] 基于 2011—2022 年 A 股制造业上市公司数据, 运用双重机器学习因果推断模型检验工业机器人应用对数字技术创新的作用机理和作用渠道。研究发现: 首先, 工业机器人应用有助于企业数字技术创新水平的提升, 工业机器人不仅能成为推动数字产业实现高水平科技自立自强的重要工具, 还能成为企业打造制造领域和数字领域双重优势的重要支撑。为此, 工业机器人可能会成为未来经济技术竞争的关键技术。其次, 工业机器人应用不仅会推动企业人力资本提升, 还会促进宏观数字化水平提升, 更有助于企业运行效率的提升, 上述三个作用渠道也使工业机器人应用对数字技术创新表现出显著的促进作用。最后, 在企业经营风险较低、资本耐心度较高、数字技术创新边界拓展水平较高条件下, 工业机器人应用会对数字技术创新表现出更为显著的促进作用。

[关键词] 工业机器人应用; 数字技术创新; 双重机器学习; 人力资本; 数字化; 效率

[中图分类号] TP242.2; F426 **[文献标志码]** A **[文章编号]** 2096-3114(2025)06-0078-12

一、引言

数字技术创新成果不仅具有更强的通用性, 能够更好地嵌入生产制造、组织管理、研发设计和品牌管理等各个环节, 还具有更显著的网络外部性, 能够更有效地推动传统企业转型升级, 更容易形成前沿性、颠覆性和融合型技术创新^[1]。有鉴于此, 在新一轮科技革命和产业变革背景下, 数字技术相关产业不仅成了中国构建产业未来发展新赛道、新优势的重要阵地, 更成了激发经济增长潜能、构建现代化产业体系和推进高水平科技自立自强的重要支撑。这不仅使数字技术在中国扮演的角色日益重要, 还使中国政府极为重视数字技术创新, 推动数字技术创新水平提升既是中国经济高质量发展的内在要求与战略方向^[2], 也是中国形成数字经济国际竞争力和迈向高水平科技自立自强的必由之路。为此, 如何快速提升数字技术创新水平, 成了当前中国推动数字经济高质量发展、促进数字技术与实体经济深度融合等领域亟待解决的问题。

与数字技术快速发展相伴的另一个事实是: 蕴含人类高阶智慧的工业机器人得以广泛使用。以工业机器人为代表的人工智能技术, 使智能化成为当前制造业生产工艺和生产技术发展的新方向与新特征^[3-4], 还成为各国构筑产业链核心竞争力、提升先进知识技术吸收转化能力和加快技术工艺革新的重要工具, 甚至成为引领新一轮科技革命、产业变革和重构全球价值链的重要力量^[4]。那么工业机器人应用会对数字技术创新产生什么样的影响呢? 其作用渠道是怎么样的呢? 其是否有助于数字产业实现高水平科技自立自强呢? 为此, 深入探寻上述问题的答案, 不仅能为中国经济在新赛道构筑领先优势提

[收稿日期] 2025-05-04

[基金项目] 浙江省哲学社会科学规划重大项目(24QNYC11ZD); 浙江省高校重大人文社会科学项目攻关计划项目(2024GH078); 浙江省自然科学基金项目(LY24G030002); 浙江理工大学基本科研费业务费项目(25096068-Y)

[作者简介] 陈晓华(1982—), 男, 江西玉山人, 浙江理工大学经济管理学院教授, 硕士生导师, 主要研究方向为数字经济和人工智能, 邮箱: grateehua@163.com; 赵欣悦(2000—), 女, 安徽芜湖人, 浙江理工大学经济管理学院硕士生, 主要研究方向为产业经济学与数字技术创新; 吕越(1987—), 女, 浙江丽水人, 对外经济贸易大学国际经济贸易学院教授, 博士生导师, 主要研究方向为企业创新和国际贸易。

供启示,还能为中国制定数实技术高效融合、推动产业创新与科技创新深度融合和大力推进新型工业化等方面的政策提供有益的参考。

智能制造是当前全球制造业发展的主流方向,是推动制造业生产技术和生产工艺跻身制造业前沿的重要手段^[3,5],数字技术创新则是推动数字技术跻身世界前沿和打造数字强国的重要工具^[6]。为此,探索工业机器人对数字技术创新的作用具有重要的现实价值,与本文密切相关的研究主要集中在以下两个方面:一是工业机器人应用的研究。工业机器人不仅引领了制造业的发展趋势^[3],还对全球价值链生产体系产生了重构效应^[4]。为此,其迅速演变成为学界关注的焦点,现有研究主要聚焦于三个方面。第一个方面是机器人与劳动力就业关系的研究,该方向以 Acemoglu 等^[7]、王永钦等^[8]和姚加权等^[9]为代表。第二个方面是工业机器人应用的经济效应研究,如 Amankwah-Amoah 等研究认为^[10],工业机器人的应用能显著提升企业的创新绩效;陈晓华等的研究发现工业机器人应用可以促使企业从整合利用式创新向原创探索式创新转变^[11]。第三个方面是工业机器人应用对全球价值链的影响研究,如陈晓华等研究发现高技术复杂度工业机器人的应用能有效促进制造业全球价值链分工地位攀升^[12]。二是数字技术创新的研究,代表性研究可以分为两类。第一类聚焦于数字技术创新的促进力量。虽然数字技术创新的促进力量与非数字技术创新存在诸多相似之处^[13],但良好的数字基础设施^[14]、科技创新生态^[15]、数字经济政策^[16]和数字应用场景^[17]能够对数字技术创新起到更有效的促进作用。第二类则聚焦于数字技术创新的经济效应。该方向多关注数字技术创新与高质量发展的关系,如黄勃等的研究表明数字技术创新能够有效地提升企业全要素生产率,从而推动中国经济增长质量的提升^[18];黄先海等研究发现^[19],数字技术创新能有效促进企业出口产品质量提升。也有学者关注数字技术创新对颠覆性技术创新^[13]、新兴产业成长^[20]和企业出口产品技术复杂度^[21]等因素的影响。

综上可知,虽然学界对工业机器人应用与数字技术创新分别进行了深入而细致的研究,但鲜有文献系统剖析工业机器人应用对数字技术创新的影响效应和作用渠道。有鉴于此,本文从多维度系统检验工业机器人应用对数字技术创新的内在作用机制。可能的边际贡献体现为:一是将工业机器人应用的研究延伸到数字技术创新领域,从数字技术视角剖析工业机器人应用对创新的影响,不仅拓展机器人与创新关系的研究边界,还弥补二者交叉研究缺乏之憾,更为机器人与数字经济交叉领域深入研究提供全新的经验证据;二是清晰刻画了人工智能对数字技术创新的实际作用机制,所得结论能为中国在以数字化和智能化为代表的新一轮科技革命和产业变革背景下,应对数字化、智能化浪潮,制定人工智能技术与数字技术协同共进方面的政策提供科学有益参考;三是系统分析工业机器人应用对数字技术创新的作用效应,并进行渠道检验,将工业机器人、数字技术创新、人力资本、数字化和效率等相对分散的研究热点衔接成相对系统的经验研究。

二、理论分析和研究假设

以机器人为代表的人工智能是人类高阶智慧与前沿知识技术的物化载体^[12],其不仅给制造业带来了一种新的技术平台和技术手段,还是传统制造业的“效率引擎”,更是数字技术创新的“试验田”和“需求发动机”,二者具有非常强的共生关系。一方面工业机器人作为技术变革的新范式,蕴含着人类高阶智慧,具有非常强的内容创新和系统赋能特征^[22]。如工业机器人运转过程中会从力觉、视觉和轨迹等方面产生高密度工况数据,从而为数字技术发展提供大量珍贵、真实、持续更新的工业数据集,助力数字技术创新;且随着数字技术与工业机器人技术的融合发展,工业机器人本体也呈现出“云端化”趋势,通过 API 开放运动控制接口,吸引 5G、AI、边缘计算等领域开发者在其上叠加新功能,从而推动多维知识重组与异质性技术融合,助力数字技术创新,使得工业机器人装备国在数字技术创新领域有更多的建树。另一方面机器的高效运转离不开物联网、大数据、区块链、云计算、大模型和算力等数字技术的支持^[22],更需要工业机器人应用企业与机器人产商、AI 公司、系统集成商建立高效协作的知识

交换网络和技术栈。高技术复杂度工业机器人的应用,会对数字技术提出更高要求,从而加快数字技术创新步伐。据此,本文提出如下假设:

假设1:工业机器人应用会促进企业数字技术创新。

工业机器人融入制造业会将其所蕴含的前沿技术、高阶知识和重复型劳动优势传递到生产过程中^[12],这一传递过程会对制造业人力资本产生如下作用:首先,会对简单重复型低技能劳动力产生替代效应^[7],从而降低低技能劳动力在就业中的比重。其次,蕴含前沿技术和知识的工业机器人的应用,需要更多高技能、熟练劳动力的支持^[8],从而提升熟练劳动力的需求和就业人口中高技能劳动力的比例,进而优化制造业的人力资本结构^[9]。最后,工业机器人应用所具备的知识创造和技术溢出功能,会在“干中学”情境下推动劳动力从低技能向高技能转变^[22],从而提升高水平人力资本规模。人力资本是技术创新的重要推动力量,且数字技术和数字资源的融入是工业机器人高效运转的基础性保障,该保障会使人力资本的数字素养得以提升,进而促进企业数字技术创新。据此,本文提出如下假设:

假设2:工业机器人会通过人力资本提升效应来促进企业数字技术创新。

工业机器人的广泛使用不仅会重构企业的生产技术、生产工艺和生产知识,还会对大数据、云计算、区块链技术等为代表的数字技术产生巨大的需求,进而加速企业的数字化转型步伐,提升企业的数字化水平。从宏观层面来看,工业机器人是培育新质生产力和赢得新一轮国际竞争优势的重要抓手^[12],这使得政府倾向于给数字经济产业发展提供更多的政策和资金支持,从而推动数字基础设施改善,并积极引进数字技术、数字知识和数字企业,为工业机器人高效运转提供更有力的数字生态支持。从微观层面来看,政府对数字经济发展的支持和工业机器人应用对数字资源的需求,会激发微观企业将发展的重心从传统产业转移到数字经济领域,以赢得未来竞争的发展先机,从而提升数字经济在企业发展中的分量。而数字化水平提升则是数字技术创新的重要推动力量。据此,本文提出如下假设:

假设3:工业机器人会通过数字化水平提升效应来促进企业数字技术创新。

工业机器人应用会重构企业的生产能力和生产优势。这种能力与优势体现在以下几个方面:一是能24小时不间断地进行重复劳动,并且不受疲劳、情绪等因素的影响;二是工业机器人的速度与精准度远超人类,能减少人为因素带来的误差和缺陷;三是工业机器人既能优化生产流程,去除冗余生产环节,还能快速切换生产任务,提高生产的灵活性和效率,避免资源浪费。为此,工业机器人应用能够显著提升企业的生产效率和要素配置效率,进而推动企业数字技术创新能力的提升。从研发视角来看,工业机器人能依托高量级算力和智能化突破人的脑力与体力极限,以高效、多频次算法模拟技术创新的潜在结果,从而推进技术创新流程优化^[11],进而提升企业研发资源的配置效率,提高数字技术创新的概率。据此,本文提出如下假设:

假设4:工业机器人会通过效率提升效应来促进企业数字技术创新。

三、研究设计

(一) 样本选取

考虑到中国制造业行业分类于2011年进行了改版,本文选取CSMA数据库中2011—2022年A股制造业上市公司作为研究样本,并剔除样本中为ST或ST*的上市公司,剔除数据严重缺失的样本,对所有连续变量在1%和99%水平上作缩尾处理。

(二) 变量定义和数据来源

1. 被解释变量

本文以企业数字专利来刻画数字技术创新(*Inno*),具体做法为:根据国家知识产权局的专利数据,将专利IPC分类号与《数字经济及其核心产业统计分类(2021)》进行匹配,从而得到企业数字专利发明的申请数和授权数,以数字发明专利申请数量加1的自然对数刻画数字技术创新水平。

2. 解释变量

本文的被解释变量为工业机器人应用(Rob),基于国际机器人联合会(IFR)的工业机器人数据,参考王永钦等的做法^[8],将中国制造业分类与 IFR 数据行业分类进行匹配,得到 12 个行业,基于行业-企业测度指标,构建如下方法来测度企业层面工业机器人渗透率。

$$Rob_{ijt} = \ln(Frob_{jt} \times Ratio_{ijt}) \quad (1)$$

其中, Rob_{ijt} 为行业 j 中的企业 i 在 t 年的工业机器人渗透率, $Frob_{jt}$ 为 t 年行业 j 的工业机器人渗透率,其计算方法如下:

$$Frob_{jt} = \frac{Stock_{jt}}{Employ_{jt}} \quad (2)$$

其中, $Stock_{jt}$ 为 t 年行业 j 的工业机器人总装机量, $Employ_{jt}$ 为 t 年行业 j 的就业人数,考虑到 2004 年后中国的工业机器人市场步入快速发展阶段,本文借鉴高翔等的做法^[23],将 $Employ_{jt}$ 的年份设定为 2004 年。 $Ratio_{ijt}$ 为拆分比例,借鉴王永钦等的做法^[8],本文以 j 行业 i 企业 t 年生产部门员工占比($Fprod_{ijt}$)与制造业所有企业生产部门员工占比中位数($Femp_t$)之比表示。具体方法如下:

$$Ratio_{ijt} = \frac{Fprod_{ijt}}{Femp_t} \quad (3)$$

3. 控制变量

本文选取的控制变量有:企业研发投入水平(Rd),使用研发投入金额取自然对数衡量;企业规模($Size$),以企业总资产自然对数衡量;企业资产负债水平($Debt$),以资产负债率衡量;上市年龄(Age),以上市年龄加 1 取自然对数衡量;成长性($Growth$),以营业收入增长率衡量;现金流量($Cflow$),以现金流净额与总资产之比衡量;企业收益情况(Roa),以总资产净利润率衡量。实证中还控制了企业个体与年份固定效应,上述变量数据来自 CSMAR 和 Wind 数据库^①。

(三) 模型设定

双重机器学习因果推断模型具有高维适应、高稳健性、高灵活性和低假设依赖等特征,所得估计结论也比传统计量方法更为科学可靠。有鉴于此,本文采用 Chernozhukov 等^[24]提出的双重机器学习因果推断模型进行分析。

四、实证结果与分析

(一) 基准检验

本部分采用双重机器学习因果推断模型检验工业机器人应用对企业数字技术创新的影响,实证中因果模型采用随机森林算法并按 1:4 进行样本分割。表 1 报告了相应的实证结果。列(1)与列(2)为包含控制变量一次项的因果推断结果,工业机器人变量估计系数分别为 0.0866 和 0.0671,显著为正且通过了 1% 的显著性检验;为规避工业机器人应用与数字技术创新之间可能存在的非线性关系风险,实证中纳入了控制变量的二次项,结果如列(3)和列

表 1 基准检验结果

	(1) <i>Inno</i>	(2) <i>Inno</i>	(3) <i>Inno</i>	(4) <i>Inno</i>
<i>Rob</i>	0.0866 *** (21.8687)	0.0671 *** (18.3893)	0.0860 *** (21.7583)	0.0675 *** (18.2897)
控制变量一次项	是	是	是	是
控制变量二次项	否	否	是	是
年份固定效应	否	是	否	是
个体固定效应	否	是	否	是
样本量	22425	22425	22425	22425

注:括号内为稳健 z 值,***、** 和 * 分别表示 1%、5% 和 10% 显著性水平。下同。

(4)所示,工业机器人变量估计系数分别为 0.0860 和 0.0675,依然显著为正。可见,工业机器人应用能

①限于篇幅,描述性统计未列示,留存备案。

显著提升企业的数字技术创新水平,假设 1 得以验证。

(二) 内生性检验

1. 工具变量法

本文借鉴 Chernozhukov 等的做法^[24],构建双重机器学习的部分工具变量模型(Partial Linear Instrumental Variable Model)进行分析,以降低内生性带来的有偏影响。实证中构造三个工具变量:①借鉴王永钦等的做法^[8],基于美国 1990 年(基期)行业就业人数,以美国工业机器人核算所得中国企业层面渗透率作为工具变量(IV_1);②借鉴 Acemoglu 等和陈晓华等的做法^[7,11],以 2004 年为基期,测度出美国、日本、德国、瑞典和韩国五国的工业机器人渗透率均值作为工具变量(IV_2);③以除样本企业外同年份同行业企业层面工业机器人渗透率的中位数为工具变量(IV_3)^①。

表 2 列(1)至列(3)报告了三种工具变量的估计结果。工业机器人变量的估计结果依然显著为正,且通过了 1% 的显著性检验。可见,在考虑内生性情况下,工业机器人应用对数字技术创新仍表现出正向促进作用,假设 1 依然显著成立。

2. PSM 检验

为缓解样本选择偏差问题,本文采用 PSM 法进行再次估计,以历年工业机器人渗透率的行业中位数将企业划分为应用程度高(赋值为 1)与应用程度低(赋值为 0)两组,将前者设定为实验组,后者设定为控制

组,选取基准模型的控制变量作为匹配变量,进而计算出倾向得分并采取 1:1 匹配来缓解样本选择偏误问题。表 3 列(1)报告了相应的估计结果,可见在 PSM 检验条件下,工业机器人应用对数字技术创新的促进机制依然成立。

3. 反事实检验

为缓解遗漏变量和不可观测变量给估计结果带来的有偏影响,本文以随机匹配法构造伪工业机器人应用),其估计系数($\hat{\beta}_{rnd}$)为:

$$\hat{\beta}_{rnd} = \beta_{rnd} + \Psi \frac{COV(Rob_RND_{it}, \varepsilon_{it} | C_{it})}{VAR(Rob_RND_{it} | C_{it})} \quad (4)$$

其中 Ψ 表示遗漏变量和不可观测因素对被解释变量的影响。当 $\Psi = 0$ 时,遗漏变量和不可观测因素的影响较小,此时 $\hat{\beta}_{rnd}$ 是相对可靠的。本文先对 Rob_RND 进行随机匹配,并进行回归估计,表 3 列(2)的估计结果表明: $\hat{\beta}_{rnd}$ 接近于 0 且不显著,说明 $\hat{\beta}_{rnd} = 0$ 。可证得 $\Psi = 0$,即工业机器人应用对数字技术创新的促进作用是真实存在的。

(三) 稳健性检验

更换解释变量。以 IFR 数据库中,工业机器人新安装量重新测度中国企业层面工业机器人应用渗透率($Rob1$)。表 3 列(3)报告了相应的估计结果,可知在用工业机器人渗透率新型测度方法的估计结果中,工业机器人应用对数字技术创新的作用仍正向显著。

替换被解释变量。使用数字经济专利的发明专利授权数量($Inve$)替换基准检验的申请量进行稳健

①美国、日本、德国、瑞典、韩国和中国均为工业机器人应用大国,美国、日本、德国、瑞典和韩国工业机器人的发展与中国的工业机器人发展存在一定的关联性,但中国企业技术创新决策受美国等国机器应用的影响较弱。因此,工具变量 1 和工具变量 2 符合相关性和独立性要求。企业工业机器人应用情况会受到同行业企业工业机器人的影响,但其他企业装配工业机器人很难直接影响本企业数字技术创新情况。因此,工具变量 3 也符合相关性和独立性的要求。三个变量相关性的检验结果限于篇幅未列示,留存备案。

性检验,实证中以数字发明专利授权数量加1的自然对数表示。表3列(4)报告了相应的估计结果,工业机器人应用变量依然显著为正,证实了前文估计结果的可靠性。

重设机器学习模型。为降低双重机器学习模型设定偏误带来的不利影响,本文从更换样本分割比例和机器学习算法两个维度进行稳健性检验。①变更样本分割比例。将基准模型1:4的分割比例更换为1:2($Kfolds = 3$)和1:7($Kfolds = 8$)。表4列(1)和列(2)的估计结果显示:分割比例变动后的估计结果与基准回归结果一致。②变更机器学习算法。将机器学习中的随机森林算法变换为梯度提升算法(Gradboost)、套索回归算法(Lassocv)及神经网络算法(Nnet)。表4列(3)至列(5)报告了重设双重机器学习模型的估计结果,可知工业机器人应用变量均显著为正,进一步证实了工业机器人对数字技术创新的正向促进作用。

表3 稳健性检验(1)

	(1) psm Inno	(2) 反事实	(3) 更换解释变量 Inno	(4) 更换被解释变量 Inve
<i>Rob</i>	0.0748 *** (6.4036)	0.0020 (0.8008)		0.0323 *** (12.0541)
<i>Rob1</i>			0.0881 *** (21.4154)	
控制变量一次项	是	是	是	是
控制变量二次项	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是
个体固定效应	是	是	是	是
样本量	22419	22172	22398	22425

表4 稳健性检验(2)

	(1) <i>Kfolds</i> = 3	(2) <i>Kfolds</i> = 8	(3) <i>Gradboost</i>	(4) <i>Lassocv</i>	(5) <i>Nnet</i>
<i>Rob</i>	0.0715 *** (19.1178)	0.0659 *** (18.0009)	0.1122 *** (10.4950)	0.1074 *** (24.1156)	0.1241 *** (10.2772)
控制变量一次项	是	是	是	是	是
控制变量二次项	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是
个体固定效应	是	是	是	是	是
样本量	22425	22425	22425	22425	22425

五、机制分析与异质性分析

(一) 机制分析

1. 人力资本提升效应

本文运用三种方式刻画人力资本结构升级。

(1) 企业层面的人力资本高级化指数(Hc)。以受教育程度为媒介将企业员工划分为高中及以下、专科、本科和研究生等四类,将每一类的学历占比作为空间变量的分量,构建一组四维人力资本空间向量: $X_0 = (x_{0,1}, x_{0,2}, x_{0,3}, x_{0,4})$ 。在此基础上,设定四个基本单位向量组 $X_1 = (1, 0, 0, 0)$ 、 $X_2 = (0, 1, 0, 0)$ 、 $X_3 = (0, 0, 1, 0)$ 和 $X_4 = (0, 0, 0, 1)$,进而采用(5)式计算空间向量 X_0 与基准向量的夹角 $\theta_j (j = 1, \dots, 4)$ 。

$$\theta_j = \arccos \left(\frac{\sum_{i=1}^4 (x_{j,i} \times x_{0,i})}{(\sum_{i=1}^4 x_{j,i}^2)^{1/2} \times (\sum_{i=1}^4 x_{0,i}^2)^{1/2}} \right) \quad (5)$$

其中 $x_{j,i}$ 表示基准向量 X_j 的第 i 个分量, $x_{0,i}$ 表示空间向量 X_0 的第 i 个分量。通过夹角和权重核算出人力资本结构高级化指数,其中权重按照学历高低赋值为4分、3分、2分、1分。

$$Hc = \sum_{i=1}^4 (w_j \times \theta_j) \quad (6)$$

(2) 企业高学历占比(Edu)。将企业员工学历按照高低进行赋分(大专以下=1,大专=2,本科=3,硕士=4,博士=5),实证中以本科以上学历赋分占比表示。

(3) 企业技术人员占比($Tech$)。技术人员是企业高端人力资本的重要代表,企业技术人员规模的增大则意味着企业拥有更多的优质劳动力,实证中以企业技术人员占比表示。

表5报告了工业机器人应用对人力资本提升作用的实证估计结果。工业机器人变量在三类变量的六个估计结果中均显著为正,这表明工业机器人的应用对人力资本表现出显著的促进作用。该现象出现的原因可能在于:一方面,工业机器人蕴含着前沿知识、技术和生产工艺,其会通过“干中学”的形式,将人类高阶智慧传递给人力资本,从而提升人力资本规模和质量,推动企业数字技术创新水平的提升;另一方面,相对于传统生产方式而言,工业机器人应用会对人力资本的技术和知识提出更高的要求,进而倒逼人力资本不断提升自身的素质和水平,以适应工业生产的新发展趋势,从而为企业进行数字技术创新提供更强的人力资本支持。为此,工业机器人会通过提升人力资本的方式来推动企业数字技术创新提升,假设2得以验证。

2. 数字化水平提升效应

(1) 企业微观数字基础设施水平(*Dig-infrw*)。由于刻画企业层面数字基础设施的直接变量相对较少,本文借鉴权小锋等的做法^[25],使用软件相关的数字化无形资产投入净值进行衡量。具体做法为:手动整理数字化无形资产的关键词,对上市公司财务报告附注中明细项目进行统计归类,将数字化相关的无形资产归类为软件投入,进而以企业数字化软件的投入净值占总无形资产之比进行刻画。

(2) 宏观数字基础设施水平(*Dig-infrh*)。在综合赵星做法的基础上^[26],本文加入数字技术支持来综合衡量宏观层面数字基础设施,最终选定的指标如表6所示。本文采用熵值法对地级市层面各指标的数据进行测算,以得到宏观层面数字基础设施水平。

(3) 企业数字化(*Digital*)。本文采用CSMAR数据库中国上市公司数字化转型研究数据库中企业数字化转型指数来衡量(*Digital*),该数据库主要包含上市公司层面的战略引领、技术驱动、组织赋能、企业数字化成果、企业数字化应用以及环境支撑等六大指标。

表7报告了工业机器人应用对数字化代理变量作用的估计结果。工业机器人变量在三类变量的六个估计结果中均显著为正,可见工业机器人应用会推动数字化水平的提升。导致这一现象出现的原因可能在于:以大数据、云计算、区块链技术为代表的数字技术是支撑工业机器人高效运行的中坚力量,这使得工业机器人与数字化发展具有非常强的协同并进特

表5 人力资本提升效应

	(1) <i>Hc</i>	(2) <i>Edu</i>	(3) <i>Tech</i>
<i>Rob</i>	0.0203 *** (6.8127)	0.0386 ** (2.1659)	0.0027 *** (4.6950)
控制变量一次项	是	是	是
控制变量二次项	是	是	是
年份固定效应	是	是	是
个体固定效应	是	是	是
样本量	22195	21238	22190

表6 数字基础设施宏观衡量指标^①

指标名称	指标计算方法	属性
光缆建设水平	长途光缆密度	正向
互联网端口数	互联网接入端口/总人口数	正向
互联网普及率	互联网宽带接入用户数/总人口数	正向
移动电话用户	移动电话用户数量/总人口数	正向
电信业务总量	电信业务总量/总人口数	正向
数字技术支持	数字基础设施词频	正向

表7 数字化提升效应

	(1) <i>Dig-infrw</i>	(2) <i>Dig-infrh</i>	(3) <i>Digital</i>
<i>Rob</i>	0.0042 *** (8.5094)	0.0040 *** (8.0219)	0.0254 *** (27.7523)
控制变量一次项	是	是	是
控制变量二次项	是	是	是
年份固定效应	是	是	是
个体固定效应	是	是	是
样本量	17982	19582	21938

①光缆建设水平和互联网端口数数据仅有省级层面,采用各城市电信业务总量占所属省份的比重,将省级层面的光缆线路长度和移动电话基站数量换算到城市层面。数字技术支持的关键词为:5G、移动通信、信息技术、信息经济、信息基础设施、大数据、数据化、数字产业、数字基础设施、云计算、互联网、物联网、人工智能、机器人、智能制造、智能装备、智能经济、智能工厂、数据中心、智慧城市、云服务、云技术、虚拟化、云应用、云平台、区块链、智能终端、云端、电子政务、互联网金融、移动支付、互联网化、电子商务、线上、电商、信息服务、无人驾驶、智能技术、网络技术、软件技术、信息科技、通信技术、电子技术、计算机技术、网络科技、软件、智能科技、信息产业、软件工程、数码科技和数据科技。基于上述关键词和地方政府工作报告,对报告中的频次进行加总取对数。

征,最终推动数字化水平的提升。蕴含人类高阶智慧的工业机器人与数字技术的融合,不仅会在很大程度上推动数字化跻身前沿环节,还会推动数字技术向新领域和新方向探索,从而推动数字技术创新。为此,工业机器人会通过提升数字化水平的方式来推动企业数字技术创新提升,假设3得以验证。

3. 效率提升效应

本部分从资源配置效率、创新效率和研发效率三个方面对效率增长渠道进行检验^①,并作如下说明:①参考Hsieh等的做法^[27],令产品替代弹性 $\sigma = 3$;②以企业固定资产净值表示 K_{it} ,并以2011年为基期的历年固定资产投资价格指数进行平减,以支付给职工以及为职工支付的资金作为企业的劳动项目投入 L_{it} ,并以2011年基期的历年居民消费价格指数进行平减;③采用固定效应法测算行业 S 的资本要素产出弹性 α_s ,且有 $\alpha_s + \beta_s = 1$;④参照Hsieh等的做法^[27],资本价格 R 的取值为0.1,劳动价格 ω 的取值为1,将 ωL_{it} 作为整体使用劳动要素投入;⑤企业增加值算法参考覃家琦的研究^[28],采用企业增加值 = 营业总收入 - (营业成本 + 销售、管理、财务费用 - 付给职工以及为职工支付的现金 - 固定资产折旧、油气资产折耗、生产性生物资产折旧) + 应缴增值税衡量。其中关于上市公司应缴增值税未直接披露的,采用以下算法进行核算:应缴增值税 = (销售商品、提供劳务收到的现金 - 购买商品、接受劳务支付的现金)/(1 + 增值税税率) × 增值税税率。在测度出劳动力和资本要素资源错配系数后,本文以二者绝对值的均值来衡量要素资源配置效率,该值越大,企业的要素配置效率越低,反之则越高。

企业创新效率($Cxxl$)。使用DEA-BBC模型计算企业创新效率,本文以研发费用的对数为创新投入,专利申请数量的对数为创新产出,所得的创新效率数值越大表示效率越高,反之则越低。

企业研发效率($Qyyf$)。参考刘灿雷等关于企业研发效率的研究^[29],以专利申请量与研发支出的比值进行衡量,其中研发支出使用过去五年研发支出加权平均值,按年份依次赋予权重。具体计算公式如下:

$$Qyyf_{it} = \frac{patent_{it}}{[\ln(rd_{it}) + \ln(rd_{it-1} \times 0.8) + \ln(rd_{it-2} \times 0.6) + \ln(rd_{it-3} \times 0.4) + \ln(rd_{it-4} \times 0.2)]} \quad (7)$$

表8报告了工业机器人对效率增长作用的检验结果。工业机器人在要素资源错配为被解释变量的结果中显著为负,在创新效率和研发效率为被解释变量的估计结果中显著为正。这表明工业机器人应用不仅能显著提升要素资源的配置效率,还能显著提升企业的创新效率和研发效率,从而提升企业的数字技术创新能力。为此,效率提升效应是工业机器人促进数字技术创新的重要渠道,假设4得以验证。

(二) 异质性分析

1. 企业风险异质性

企业面临过高的经营风险会使得企业受到更为严峻的融资约束,从而影响企业的数字技术创新投入能力,而工业机器人投入不仅会加剧企业的债务风险和经营风险,还可能会挤压有限的数字技术研发资金。因此,企业面临经营风险的异质性可能会对工业机器人与数字技术创新的协作关系产生影响。

表8 效率提升效应

	(1) <i>MisAll</i>	(2) <i>Cxxl</i>	(3) <i>Qyyf</i>
<i>Rob</i>	-0.0617 *** (-20.6652)	0.0080 *** (17.3800)	0.0034 *** (7.3813)
控制变量一次项	是	是	是
控制变量二次项	是	是	是
年份固定效应	是	是	是
个体固定效应	是	是	是
样本量	13445	20548	22380

^①国家统计局于2020年正式取消《固定资产投资价格统计报表制度》,因此固定资产投资价格指数缺少2019年后的数据,为确保研究的科学性,企业资源配置效率指标仅考察2011—2019年的情况。配置效率的具体测算过程可见Hsieh一文的推导^[27]。

有鉴于此,本部分从企业风险异质性视角,进一步剖析二者的关系。借鉴胡定杰等的研究^[30],本文采用综合风险指标阿特曼 Z-score 模型衡量风险变量(*Risk*),具体测度方法如下^①:

$$Z\text{-score} = 1.2 \times X_1 + 1.4 \times X_2 + 3.3 \times X_3 + 0.6 \times X_4 + 0.999 \times X_5 \quad (8)$$

其中,*Z-score* 是企业综合风险指数,该值越大意味着企业风险越小,经营状况越好,反之则经营状况越差。实证中以虚拟变量形式进行刻画,当企业综合风险指数大于中位数时,令 *Risk* 为 1,否则为 0。表 9 列(1) 报告了纳入工业机器人与企业风险交互项(*Rob* × *Risk*) 的回归结果。*Rob* × *Risk* 的估计系数均在 1% 的水平上显著为正,表明企业面临的经营风险越高,越不利于企业工业机器人应用对数字创新促进作用的发挥。

2. 耐心资本异质性

技术创新通常具有高投入、长周期和高风险等特征,容易使传统资本望而却步,但以长期性、稳健性和较高风险承受能力为特征的耐心资本则能为企业进行数字技术创新,特别是前沿性、基础性和复杂性较强的数字技术创新提供资金保障,缓解技术创新“成长的烦恼”。为此,企业拥有耐心资本的异质性也可能影响工业机器人与数字技术创新的协作关系。参照郑世林等构建的耐心资本衡量方法^[31],使用 CSMA 数据库披露的机构投资者持股比例(*INVH*),并计算出前三年机构投资者持股比例的标准差,进一步求二者的比值作为衡量指标(*Patientk_{it}*)。

$$Patientk_{it} = \frac{INVH_{it}}{STD(INVH_{it-3}, INVH_{it-2}, INVH_{it-1})} \quad (9)$$

其中,*Patientk_{it}*是企业耐心资本,该值越大意味着企业资本耐心程度越高,反之则越低,以虚拟变量表示,当企业耐心资本值大于中位数时,令其为 1,否则为 0。表 9 列(2) 报告了相应的估计结果,工业机器人应用与耐心资本交互项的估计系数均在 1% 的显著性水平上显著为正,可见在资本耐心程度越高的企业中,工业机器人应用对企业数字技术创新的提升越显著。因此,企业在生产经营过程中,应更加注重持有长期导向、价值共创和稳健持守的耐心资本,既提升企业在创新过程中应对挑战和抗风险能力,又更好地发挥工业机器人应用的数字技术创新促进功能。

3. 数字技术创新边界拓展异质性

企业数字技术创新边界拓展,不仅意味着企业的技术突破,更意味着企业通过技术领域延伸与跨领域技术融合,从而打破技术创新过程中的路径依赖,有助于催生更多的新产业、新业态和新场景^[1]。技术创新边界拓展性创新需要额度更高、周期更长的资本投入,也会带来持续收益更高的回报,有助于企业跻身更新、更前沿和更复杂的技术领域。为此,企业技术创新边界拓展异质性也可能影响工业机器人与数字技术创新的协作关系。有鉴于此,借鉴黄先海等的做法^[1],根据国家知识产权局统计的 2011—2022 年上市公司所有专利申请情况,将专利 IPC 分类号与《数字经济及其核心产业统计分类(2021)》对照筛选出数字技术相关专利,再将所有专利申请的 IPC 主分类号(4 位码)识别出来,在 IPC 分类号大组层面对于企业以往数字技术专利申请中涉及技术领域的 IPC 分类进行统计汇总,以此形成企业既有的技术池。技术池中的 IPC 分类号是进行滚动汇总的,即对每个企业

表 9 异质性分析

	(1) <i>Inno</i>	(2) <i>Inno</i>	(3) <i>Inno</i>
<i>Rob</i> × <i>Risk</i>	0.0148 *** (2.7216)		
<i>Rob</i> × <i>Patientk</i>		0.0248 *** (5.2286)	
<i>Rob</i> × <i>Patbound</i>			0.2754 *** (12.3193)
控制变量一次项	是	是	是
控制变量二次项	是	是	是
年份固定效应	是	是	是
个体固定效应	是	是	是
样本量	21568	15999	22425

① X_1 为营运资金占总资产比例; X_2 为留存收益占总资产比例; X_3 为息税前利润占总资产比例; X_4 为股东权益占总负债比例; X_5 为销售收入占总资产比例。

$t-1$ 年以前已申请的专利 IPC 分类号的汇总。所以若每个企业当年(t 年)申请的相关技术 IPC 分类号为其 $t-1$ 年及以前技术池未出现的技术领域,则将此 IPC 分类号定义为企业当年的创新边界拓展型新技术,并在企业层面按年份汇总所有新技术领域内的专利申请数量,得到每一个企业创新边界拓展型数字技术创新总量。

在异质性分析中,使用虚拟变量进行刻画,当企业创新边界拓展型数字技术创新总量大于样本当年中位数的时,令 *Patbound* 为 1,否则为 0。表 9 列(3)报告了相应的统计结果,工业机器人应用和数字技术创新边界拓展交互项(*Rob* × *Patbound*)的估计结果显著为正,这说明在数字技术创新边界拓展水平较高的企业中,工业机器人应用对数字技术创新的促进作用更显著。企业数字技术创新边界拓展在一定程度上反映企业对新技术和颠覆性技术的探索能力,鼓励企业在基础性、前沿性和颠覆性数字技术新领域进行探索与创新,不仅有助于企业在新领域、新赛道构建先发优势,促进新质生产力高质量发展和高水平科技自立自强战略的实现,还有助于更好地发挥工业机器人的数字技术创新提升功能。

六、结论性评述

本文基于上市公司数据,在科学识别企业工业机器人渗透率和数字技术创新的基础上,运用双重机器学习因果推断模型检验工业机器人应用对数字技术创新的作用机理和作用渠道。本文研究发现:(1)工业机器人应用有助于企业数字技术创新水平的提升,该机制在基准检验、多维内生性检验、多元稳健性检验中均成立。由此可见,工业机器人可以成为推动数字产业实现高水平科技自立自强的重要工具,助力企业打造制造和数字双重优势的重要支撑。为此,工业机器人可能会成为未来经济技术竞争的关键领域。(2)工业机器人应用不仅推动企业人力资本提升,还会促进宏观数字化水平提升,更有助于企业运行效率的提升,上述三个作用渠道也使工业机器人应用对数字技术创新表现出显著的促进作用,使中国更好地发挥以科技创新引领现代化产业体系建设战略。(3)在经营风险相对较低、耐心资本水平较高、数字技术创新边界拓展程度相对较高条件下,工业机器人应用会对数字技术创新表现出更为显著的促进作用。为此,营造良好的投融资环境、形成长期稳定的耐心资本、鼓励企业进行数字技术创新边界拓展,可以成为机器人与制造业深度融合背景下,提升数字技术创新水平和建成数字强国的重要抓手。

本文具有重要的政策内涵。首先,应积极提升企业的工业机器人应用水平,鼓励企业安装前沿性、高知识密集度和高技术含量的先进工业机器人,积极推动已有工业机器人的“以旧换新”策略,也积极推动传统制造的智能化改造,从而提升工业机器人的应用广度和技术高度,以使工业机器人对数字技术创新发挥更大的边际促进功能;其次,应积极引进和培育高水平人力资本,加快制造业的数字化转型步伐和积极消除有碍企业高效运行的不利因素,既为高水平数字技术创新提供强有力的人才基础、数字化基础和效率基础,也更加畅通工业机器人对数字技术创新的作用渠道,提高工业机器人对数字技术创新的边际促进作用;最后,在优化投融资环境、提升资本耐心度、改进数字技术创新模式的基础上,持续提升本国前沿性、高性能工业机器人的生产能力,为提升数字技术创新水平提供源源不断的内生动力。可充分发挥中国的新型举国创新体制,汇聚优质的人力、资本和技术于工业机器人制造环节,既提升前沿性工业机器人的本土生产能力,也为新质生产力的培育和发展“添砖加瓦”,在此基础上,进一步发挥中国的大市场优势,鼓励企业采购本土工业机器人,为本土工业机器人的发展壮大提供强有力的需求支持,助力机器人与数字技术创新的协同高质量互动机制的完善,促进工业机器人的自主可控和数字科技的高水平自立自强。

本文细致分析了工业机器人对数字技术创新的作用效应,并从人力资本提升效应、数字化水平提升效应和效率提升效应等视角检验了其潜在作用渠道,为人工智能与数字经济深度融合提供了新的经验

证据。然而,本文还存在以下拓展空间:(1)数实技术融合不仅能推动数字技术发展,还能推动实体技术发展,所以数实技术融合型创新所产生的正向经济效应可能大于数字技术创新。为此,未来可进一步探索工业机器人对数实融合型技术创新的影响。(2)工业机器人的识别方法沿用目前学界的主流方法,但该方法虽能有效识别工业机器人的渗透度,却无法区别工业机器人的质量和技术内涵等异质性特征,未来可进一步从质量和技术含量异质性等视角刻画工业机器人的创新效应。

参考文献:

- [1] 黄先海,高亚兴.数字知识存量、数实技术融合与企业实体技术创新边界[J]. 经济动态,2025(3):36-53.
- [2] 马述忠,张道涵,胡增玺.数字知识流动如何促进区域协调发展——兼论经济增长和平衡发展双重目标[J]. 中国工业经济,2025(2):80-98.
- [3] 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.
- [4] 吕越,张昊天,高恺琳.人工智能时代的中国产业链“延链补链”——基于制造业企业智能设备进口的微观证据[J]. 中国工业经济,2024(1):56-74.
- [5] 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.
- [6] 洪银兴,任保平.论数字经济与社会主义市场经济的深度融合[J]. 中国工业经济,2024(5):5-19.
- [7] Acemoglu D, Restrepo P. Robots and jobs: Evidence from US labor markets[J]. Journal of Political Economy, 2020, 128(6): 2188-2244.
- [8] 王永钦,董雯.机器人的兴起如何影响中国劳动力市场? [J]. 经济研究,2020(10):159-175.
- [9] 姚加权,张锬澎,郭李鹏,等.人工智能如何提升企业生产效率? ——基于劳动力技能结构调整的视角[J]. 管理世界,2024(2):101-116.
- [10] Amankwah-Amoah J, Abdalla S, Mogaji E, et al. The impending disruption of creative industries by generative AI: Opportunities, challenges, and research agenda[J]. International Journal of Information Management, 2024, 79: 102759.
- [11] 陈晓华,杜文,黄先海,等.工业机器人应用如何影响企业的创新偏好[J]. 科学学研究,2025(7):1472-1484.
- [12] 陈晓华,黄先海,刘慧.高技术复杂度工业机器人与全球价值链生产环节攀升[J]. 商业经济与管理,2024(9):19-33.
- [13] 黄先海,孙涌铭,陈梦涛.企业数字化转型与颠覆性技术创新——来自专利网络与 SBERT 模型的微观证据[J]. 中国工业经济,2024(10):137-154.
- [14] 王明秀,张可云,高志刚.数字基础设施建设对城市数字技术创新水平的影响——基于“宽带中国”战略的准自然实验[J]. 改革,2025(2):105-118.
- [15] 毛其淋,钟一鸣.创新型城市试点建设如何赋能企业数字技术创新? [J]. 世界经济研究,2024(12):3-17.
- [16] 韩先锋,肖坚,董明放.创新驱动、产权保护与数字技术创新“量质齐升”——基于多重政策组合新视角[J]. 产业经济研究,2024(1):29-41.
- [17] 陈旭升,姬艺菡.场景驱动下企业数字技术创新路径研究[J]. 科技进步与对策,2024(19):79-90.
- [18] 黄勃,李海彤,刘俊岐,等.数字技术创新与中国企业高质量发展——来自企业数字专利的证据[J]. 经济研究,2023(3):97-115.
- [19] 黄先海,王瀚迪,孙涌铭,等.数字技术与企业出口质量升级——来自专利文本机器学习的证据[J]. 数量经济技术经济研究,2023(12):69-89.
- [20] 任保平,迟克涵.数字技术创新驱动新兴产业成长的路径选择与政策取向[J]. 新疆师范大学学报(哲学社会科学版),2024(5):116-124.
- [21] 刘泽岩,林汉川,张思雪.城市数字技术、创新异质性与“隐形冠军”企业出口产品技术复杂度[J]. 当代财经,2021(10):103-116.
- [22] 黄先海,虞柳明,袁逸铭.工业机器人与企业创新——基于人力资本视角[J]. 科学学研究,2023(2):356-368.
- [23] 高翔,张敏,刘啟仁.工业机器人应用促进了“两业融合”发展吗? ——来自中国制造企业投入服务化的证据[J]. 金融研究,2022(11):58-76.
- [24] Chernozhukov V, Chetverikov D, Demirer M, et al. Double/debiased machine learning for treatment and structural parameters[J].

- The Econometrics Journal, 2018, 21(1): C1 – C68.
- [25] 权小锋,李闯. 智能制造与成本粘性——来自中国智能制造示范项目的准自然实验[J]. 经济研究,2022(4):68 – 84.
- [26] 赵星. 新型数字基础设施的技术创新效应研究[J]. 统计研究,2022(4):80 – 92.
- [27] Hsieh C T, Klenow P J. Misallocation and manufacturing TFP in China and India[J]. The Quarterly Journal of Economics, 2009, 124(4): 1403 – 1448.
- [28] 覃家琦. 战略委员会与上市公司过度投资行为[J]. 金融研究,2010(6):124 – 142.
- [29] 刘灿雷,姜丽,张静. 企业间技术转让的知识溢出效应——来自专利转让的证据[J]. 数量经济技术经济研究,2024(9):155 – 177.
- [30] 胡定杰,谢军. 非处罚性监管、审计师辞聘及后任审计师行为——基于年报问询函证据的分析[J]. 南京审计大学学报,2021(4):41 – 50
- [31] 郑世林,张容嘉. 产业链风险与中国企业自主创新突破[J]. 中国社会科学,2025(3):60 – 78.

[责任编辑:高 婷]

How Does the Application of Industrial Robots Affect Firm Digital Technology Innovation? Empirical Evidence on Causal Inference Model Based on Double Machine Learning

CHEN Xiaohua¹, ZHAO Xinyue¹, LYU Yue²

(1. School of Economics and Management, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China;

2. The Academy of China Open Economy Studies, University of International Business and Economics, Beijing 100029, China)

Abstract: Based on the data of A-share manufacturing companies from 2011 to 2022, a double machine learning causal inference model was employed to meticulously examine the mechanisms and channels through which industrial robot applications influence digital technology innovation. The main conclusions obtained are: firstly, industrial robot application helps enterprises to improve the level of digital technological innovation. And industrial robots have not only become an important tool to promote the digital industry to realize a high level of scientific and technological self-reliance and self-improvement, but also an important way to help enterprises to create a dual advantage in the manufacturing field and the digital technology. Therefore, industrial robots may become a key area of economic and technological competition in the future. Secondly, the application of industrial robots will not only promote the enhancement of enterprise human capital, but also promote the enhancement of the level of macro and micro digitalization. It will also help to improve the operational efficiency of enterprises. The above three channels also show the significant promotion of the application of industrial robots to digital technological innovation. Thirdly, in the conditions of relatively low business risks, high capital patience of enterprise, high level of expansion of digital technology innovation boundaries, the application of industrial robots will show a more significant role in promoting digital technology innovation.

Key Words: application of industrial robot; digital technology innovation; double machine learning; human capital; digitalization; efficiency