文章编号:1003 - 2053(2026)05 - 1087 - 12

工业机器人应用何以提升企业碳生产率?
——来自中国制造业上市企业的证据

陈传龙[1],许 苑[2],汝 鹏[3],苏 竣[3]
(1. 清华大学智库中心,北京 100084; 2. 广东电网有限责任公司广州供电局,广东广州 510620;
3. 清华大学公共管理学院,北京 100084)

摘 要:工业智能化为企业发展新质生产力,实现企业高质量发展提供了可行路径。通过将碳排放作为一种投入要素纳入企业生产函数,利用制造业上市企业数据,考察了工业机器人应用对企业碳生产率的影响。研究发现:(1)工业机器人应用显著提升了制造业企业碳生产率,在一系列稳健性检验和内生性处理后该结论依然成立。(2)作用机制表明,工业机器人应用不仅通过提高劳动生产率、资本利用效率和能源使用效率的资源增效机制来促进企业碳生产率提升,而且还利用知识增密和增强企业适应性能力的方式提升企业碳生产率。(3)在规模较大、融资约束较低的企业,具有内部控制高、没有绿色并购行为的企业,处于行业竞争越高、企业垄断势力越低的企业中工业机器人更能促进企业碳生产率提升。为此,应鼓励企业重视对先进工业机器人研发;推动企业向学习型组织转变,强化企业敏捷性管理;推动碳市场建设,进一步扩大覆盖范围,完善交易体系。

关键词:工业机器人;企业碳生产率;资源增效;适应性能力
中图分类号:F061.2;F27;X22 **文献标识码**:A

在新一轮技术革命时代下,数智技术已成为新质生产力形成的重要引擎。习近平总书记指出,新质生产力以全要素生产率大幅提升为核心标志。工业机器人具有的自动化和智能化特征促进了生产力的深刻变革,为全要素生产率提升提供了可行路径。同时,在碳达峰碳中和目标的要求下①,全要素生产率大幅提升须将碳排放约束考虑进去,去实现碳生产率的提升。碳生产率反映了单位碳排放所产生的经济效益,同时兼顾“减碳”和“发展”两大目标,这与既有研究更多地将碳排放视为一种非期望产出显著不同[1],在这里碳排放被作为一种隐含在能源和物质产品中的要素投入[2],易于发掘其潜在的经济价值,并通过市场机制促进资源的有效分配和环境成本的合理承担。那么企业作为市场的微观主体,其工业机器人应用何以提升企业碳生产率?回答这一问题对在企业层面形成新质生产力具有重要意义。

当前,既有文献更多从单一要素视角测算了地区[3]、城市[4]和企业[5]等层面的碳生产率,在全要素视角下也主要集中在地区层面[6]。同时,一些文献发现工业机器人可通过人工替代和研发投入显著降低企业碳排放[7],并通过地区和行业的关联溢出效应[8],促进企业碳减排。但这些研究未与企业发展相关联,容易过于关注碳减排或减少污染而忽视企业所承担的经济成本。另一方面,既有文献基于创新变革和竞争能力强化[9]、产业链供应链韧性[10]和劳动技能结构调整[11]等视角分析了数智技术对企业生产效率的影响。聚焦至工业机器人领域,现有研究发现其显著提升了企业全要素生产率[12],且存在城市 - 行业的溢出效应[13],并识别了其能改善企业人力资本结构和创新能力[14]的作用机制。但上述文献还未将碳排放约束考虑进来或其仅作为一

① 来自 2020 年 9 月 22 日,习近平总书记在第七十五届联合国大会一般性辩论上的发言。

收稿日期:2025 - 03 - 11;**修回日期**:2025 - 07 - 14
基金项目:广东电网有限责任公司广州供电局项目(030100KC23020009);国家自然科学基金面上项目(72574117);广州市重点领域研发计划(20220602JBGS04)

作者简介:陈传龙(1994 -),男,助理研究员。许苑(1984 -),女,高级工程师。汝鹏(1978 -),男,教授,博士,通讯作者,E - mail:rupeng@tsinghua.edu.cn。苏竣(1965 -),男,教授,博士。

种非期望产出[15]来分析工业机器人对其的影响,且对工业机器人具有的持续学习改进、协作性和适应性能力等鲜明特征形成的作用机制探讨不足。

综上,本文将深入探究工业机器人使用对企业碳生产率的影响。其可能的边际贡献有:(1)将企业碳生产率的测算拓展至微观企业层面,使碳排放作为一种要素投入纳入企业生产函数,从全要素视角测算企业碳生产率;(2)着眼于工业机器人具有的持续学习改进、协作性和适应性能力强等鲜明特征,从资源增效、知识增密和适应能力三个方面探讨其对企业碳生产率的作用机制;(3)进一步考察在企业内在特征、企业行为和市场竞争环境等不同情境下工业机器人影响企业碳生产率的异质性特征,以提供更精细化的定量证据。

1 理论分析与研究假设

企业碳生产率是指在其他要素投入保持不变的条件下,单位碳排放所产生的企业经济效益。从要素投入的视角来看,在应对全球气候变化的紧迫形势下,碳排放空间约束性日益增强,碳排放不再仅被视作企业生产过程中非期望产生的副产品,而是将其潜在的经济价值发掘出来,作为一种隐含在能源和物质产品中的要素投入[2],与劳动、资本投入一样进入企业生产函数,这使得碳排放的外部性被内部化,有助于通过市场机制促进资源的有效分配和环境成本的合理承担。同时,随着工业机器人的广泛应用,工业机器人能够促进企业资源要素变革,特别是其具有的持续学习改进、协作性和适应性能力等鲜明特征,显著改变了企业的生产效率、碳投入以及对外部环境变化的反应能力。为此,本文从资源增效、知识增密和适应性增强三个方面分析工业机器人如何促进企业碳生产率提高。具体为:

(1)资源增效机制。工业机器人引起了生产要素投入及效率的变化,促进劳动、资本和能源等传统生产要素集约利用,提高劳动生产效率、资本利用率和能源使用效率,从而提升企业碳生产率。

工业机器人通过人工替代效应和融合互补效应,一方面实现对低技能劳动力替代,增加与高技能劳动力的技术融合互补[11],能够高效率执行重复性、高精准性的工作,避免人工操作根本无法避免的碳排放,优化生产流程和工序任务,极大节省原料物质投入[16],减少隐含在其中的碳投入。另一方面,两种效应带来的劳动生产效率提高,进一步拓展了企业生产能力和企业生产可能性边界,在机器人持续追踪研判生产碳排放信息的优势下,用更少的碳投入带来更多的企业经济效益。

工业机器人通过提高资本生产的转化效率和回报率,减少资本浪费和潜在的资本损失等方式,在提高资本利用率中促进企业碳生产率增加。工业机器人具有的高精度、稳定性和持续性特征,保证企业产品的一致性和质量,优化企业产品低碳组合满足消费者低碳产品需求,提升企业市场竞争力,从而提高资本生产的转化效率和增加资本回报率;同时,工业机器人的自动化、智能化特征能够在高风险环境下执行各类任务,避免因环境风险导致的生产中断和资源浪费,减少潜在的资本损失,提高企业碳生产率。

工业机器人通过优化能源结构,降低单位产出中能源消耗水平,提高企业能源使用效率[17],改善企业清洁生产水平,增加企业碳生产率。工业机器人提高对煤炭等传统能源的使用效率,通过具备的全过程追踪能源利用信息的能力,在生产前端精准高效实现能源投入[18],优化生产全流程的能源使用配置。同时,工业机器人能够应对能源转型的复杂性和效率性要求,满足对使用清洁能源所要求的技术,扩大清洁能源使用比例,从而实现清洁生产提高企业碳生产率。

(2)知识增密机制。工业机器人有着信息化和网络化、持续学习和改进及协作性等特征,不断推动企业知识的积累和创新,增加企业数据资产、企业专利等无形资产占比。在企业知识增密过程中,持续改善企业知识管理效率和实现绿色创新,促进企业碳生产率增加。

一方面,工业机器人的使用顺应了企业对知识高效管理的需求,所具备信息化和网络化特征能够加强企业内部知识共享和协同管理,促进设计研发、生产、销售和物流等环节知识资源的全面整合,形成一个高效的知识协同网络,提升知识流动效率和质量,持续提高企业知识管理效率[19],通过系统集成生命周期管理和大数据分析等先进手段,增强识别和提取高价值知识的能力,帮助企业构建覆盖生产经营全流程的碳排放管理体系和相适应的组织架构,促进企业智能化与柔性化生产,实时精确控制企业清洁生产过程和强化各环节低碳管理,在减少附着在资源中的碳排放投入的同时增加企业效益。

另一方面,工业机器人具有的持续学习和改进能力,不断促进企业知识的创造和重组,通过拓展知识宽度和深化知识深度,推动企业绿色创新,从而提升企业碳生产率。首先,工业机器人促进企业部门间知识共享和知识交流产生的知识溢出效应,会刺激企业绿色研发投入增加,提升企业吸收和利用绿色新技术的能力[20]。其次,通过使用工业机器人拥有的大数据分析和深度学习等技术手段,深入挖掘复杂知识空间的知识,能够快速识别企业知识库中的"高阶知识",引起熊彼特式的生产技术范式的更迭[21],重塑企业绿色研发过程和绿色创新活动。最后,企业绿色创新会提升企业利用稀缺资源的效率,增强企业低碳型产品溢价能力,促使其自发采取更高的低碳标准来满足消费者需求,扩大企业市场空间及经济效益,推动企业碳生产率增加。

(3)适应性能力增强机制。企业适应能力反映了企业为快速响应、适应外部环境变化,对企业组织结构和战略进行灵活调整的能力。工业机器人集成先进的传感器和人工智能算法,具有深度学习的能力,能够更好地适应复杂任务和变化的生产经营环境[22],提高企业生产经营的灵活性和响应速度,促进企业碳生产率增加。

从资源利用视角,工业机器人使企业充分获取和利用内外部信息,研判市场需求变化,规避产能过剩风险及成本波动压力应对需求不确定性[23],设计符合消费者偏好的低碳产品,优化绿色资源有效配置,在降低隐含其中的碳投入的同时提高企业经济效益。从绿色技术创新视角,工业机器人发挥深度学习的"学习效应",增强企业创新资源整合能力和产品洞察能力[24],主动推动绿色技术创新,加大低碳技术研发和应用,快速推进清洁生产流程变革,及时适应消费者个性化、低碳化产品偏好,使其拥有市场先发优势和助力开拓新兴市场,提高企业碳生产率。从响应低碳政策视角,工业机器人具有的快速感知、灵活决策的能力能够及时通过碳排放的监测、报告和核查,加强对企业碳排放投入的量化管理,积极响应国家和地方政府的碳排放政策,参与碳排放权交易市场;同时根据内外部环境变化,及时调整碳减排计划,引导生产经营环节适应,推动更少的碳投入带来更高的企业产出,提高企业碳生产率。

据此,本文提出以下研究假设:

H1:工业机器人能够提升企业碳生产率;

H2:工业机器人通过资源增效提高企业碳生产率;

H3:工业机器人通过知识增密提高企业碳生产率;

H4:工业机器人通过适应性增强提高企业碳生产率。

2　研究设计

2.1　数据说明

本研究以 2011 – 2021 年中国沪深 A 股制造业上市公司数据为研究样本进行理论研究和实证考察,对研究样本处理如下:首先,对研究期间内 ST、*ST 的制造业企业样本进行了剔除;其次,为防止极端值影响,对连续变量进行了 1% 的缩减处理;最后,将工业机器人渗透数据与上市公司数据进行匹配合并。本文原始企业层面数据来源于 CSMAR 数据库,工业机器人原始数据来自国际机器人联合会(IFR)。

2.2　变量定义

(1)企业碳生产率(CP)。企业碳生产率是反映企业在生产经营过程中以最少的碳排放投入获取最大经济价值的指标,本研究从全要素视角,将作为一种隐含在能源和物质产品中的要素投入,来测算企业碳生产率。借鉴鲁晓东和连玉君[25]的数据处理方式,采用 LP 法来进行测算,其中,产出指标用企业营业收入衡量;资本投入用固定资产净额衡量,劳动投入用企业员工人数衡量;中间投入有两个,一个企业中间投入,用营业成本、销售费用、管理费用、财务费用之和,减去折旧,再减去支付给职工以及为职工支付的现金衡量;另一个使用企业碳排放衡量,因为碳排放隐含在能源和物质产品中,更多是一种中间投入,其参考王浩[26]的方法进行测算。同时使用 OP 法进行测算,增强其稳健性。

(2)工业机器人使用(Robot)。本文使用制造业企业层面的机器人渗透度进行衡量。借鉴王永钦和董雯[27]的思路,依据行业层面的机器人渗透度与各企业占所在行业的劳动就业份额估算各企业工业机器人应用水平。

(3)控制变量。参考以往文献的做法[10,11],选取上市年限、资产负债率、固定资产周转率、无形资产周转率、企业价值、股权集中度、机构投资者持股比例、董事会人数、双职合一作为控制变量。

2.3　模型设定

本文旨在实证考察工业机器人使用对企业碳生产率的影响,考虑到变量的连续性及存在的维度特征,使用双向固定效应模型来进行相关考察,构建模型如下:

$$CP_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 Robot_{it} + \alpha_j Controls_{it} + \lambda_i + \lambda_t + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

其中,被解释变量为 CP_{it} 企,即企业 i 在第 t 年的碳生产率;核心解释变量为 $Robot_{it}$, $controls_{it}$ 为一系列控制变量,包括上市年限、资产负债率、固定资产周转率、无形资产周转率、企业价值、股权集中度、机构投资者持股比例、董事会人数、双职合一等,具体定义和描述统计见表 1; λ_i 、λ_t 分别表示企业固定效应、年份固定效应; ε_{it} 为残差项。

表 1 变量定义及描述性统计

Table 1 Variable definitions and descriptive statistics

变量名	变量定义	样本量	均值	标准差
公司碳生产率 *CP*	使用 LP 法计算	16294	9.3909	1.0605
	使用 OP 法计算	16294	9.9350	1.1126
工业机器人使用 *Robot*	使用企业层面机器人渗透度进行衡量	16294	1.6101	0.9535
上市年限 *Listage*	公司上市年数加 1 取对数	16294	2.0904	0.7694
资产负债率 *Lev*	负债总额/资产总额	16294	0.3947	0.1894
固定资产周转率 Fat	营业收入/平均固定资产净值	16294	4.8696	9.3435
无形资产周转率 Intr	营业收入/无形资产平均余额	16294	1.2215	1.6451
企业价值 *Tobing*	企业市场价值/(资产总计 - 无形资产净额 - 商誉净额)	16294	47.8834	777.14
股权集中度 *Top*1	第一大股东持股数量/总股数	16294	33.6788	14.339
机构投资者持股比例 *Lip*	机构投资者持股/上市公司总股份	16294	42.8723	25.166
董事会人数 *Board*	董事会人数总数	16294	2.1190	0.1924
双职合一 *Dual*	董事长与总经理两职合一时取 1,否则取 0	16294	0.2481	0.4319

3 实证分析

3.1 基准回归

由表 2 可见,相比于第(1)和(2)列未加入控制变量,在第(3)和(4)列加入控制变量后回归结果更加稳健,工业机器人的系数在 1% 的水平下显著为正,且在两种企业碳生产率测算方式中表现一致,这表明工业机器人应用显著提升了企业碳生产率,即当碳排放不再被视作非期望产出,而是将其作为一种隐含在能源和物质产品中的要素投入时,工业机器人的使用能够减少生产经营中过程中所“需要”碳量,同时促进企业获取更大的经济收益,由此研究假设 H1 成立。

表 2 基准回归结果

Table 2 Benchmark regression results

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	CP(*Lp* 法)	*CP*(*Op* 法)	*CP*(*Lp* 法)	*CP*(*Op* 法)
Robot	0.0053 *	0.0057 *	0.0082 ***	0.0084 ***
	(0.0030)	(0.0031)	(0.0031)	(0.0031)
控制变量	否	否	是	是
企业固定效应	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制
样本量	16294	1 6294	16294	16294
Adj. R^2	0.8969	0.9017	0.9202	0.9240

注:***、** 和 * 分别表示 1% 、5% 、10% 的显著性水平,括号中为回归系数聚类到企业层面的稳健标准误,下同。

3.2　内生性处理

(1)工具变量法。本文使用工具变量法来缓解可能的逆向因果问题。借鉴董松柯等[28]的工具变量构建思路,以工业机器人渗透率与按行业和省份分类的工业机器人渗透率均值差额的三次方作为工业机器人使用的工具变量。第(1)列中的第一阶段结果显示,工具变量显著促进了工业机器人使用,满足了工具变量的相关性要求。第(2)和(3)列第二阶段结果显示,Kleibergen – Paap rk LM 检验和 Kleibergen – Paap Wald rk F 检验均在 1% 水平上显著,表明不存在工具变量识别不足和弱工具变量问题。在缓解内生性问题之后,工业机器人使用显著提升了企业碳生产率。

表 3　工具变量法的结果

Table 3　The results of the instrumental variable method

变量	(1)	(2)	(3)
	工具变量法		
	Robot	*CP*(*Lp* 法)	*CP*(*Op* 法)
工具变量	0.0025***		
	(0.0001)		
Robot		0.0113*	0.0114***
		(0.0063)	(0.0064)
控制变量	是	是	是
企业固定效应	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制
Kleibergen – Paap rk LM	676.17		
	(0.0000)		
Kleibergen – Paap Wald rk F	691.68		
	(0.0000)		
样本量	16294	1 6294	16294

(2)Heckman 方法。本文采用 Heckman 两步法缓解因不可观测因素造成的样本自选择问题。本文设置工业机器人应用二元虚拟变量,若 Robot 大于同省份 – 行业除自身企业均值则赋值 1,否则为 0。采用所在城市距离港口距离与互联网宽带接入端口数交互项作为排他性约束变量。表 4 中第(1)结果显示,Robot 系数显著为正,即在处理样本自选择问题后,与基准结果保持一致。

表 4　Heckman 方法和 CMP 方法的结果

Table 4　Results of Heckman method and CMP method

变量	(1)	(2)	
	Heckman 方法	CMP 方法	
	CP(*Lp* 法)	*Robot*	*CP*(*Lp* 法)
工具变量		0.6315***	
		(0.0021)	
Robot	0.0662***		0.0205***
	(0.0266)		(0.0074)
控制变量	是	是	是
lambda	0.8677***		
atanhrho		0.0690***	
样本量	1 6294	16294	16294

(3)CMP 方法。针对工业机器人使用由于遗漏变量、测量误差等而存在内生性问题,使用 CMP 方法进一步进行处理。结果显示,CMP 的统计量 atanhrho 在 1% 水平上显著,表明内生性问题确实存在,在使用 CMP 方法克服内生性问题之后,与基准结果依然保持一致。

3.3 稳健性检验

从 5 个方面开展稳健性检验:(1)更换被解释变量。基于单要素视角,用企业增加值[29]与企业碳排放的比值(用 LP 来表示)来来作为企业碳生产率的代理变量。(2)替换解释变量。由于工业机器人的应用是企业数字化转型进程的重要方面,参照吴非等[30]的研究,使用企业数字化转型(用 Digital 来表示)来替换。(3)增加行业固定效应。进一步固定行业固定效应,以缓解实证检验存在的虚假关联。(4)改变样本区间。2019 年底爆发的新冠疫情对企业环境和生产经营产生了较大的影响,删去 2020 – 2021 年数据后重新进行估计。(5)排除竞争性解释。排除中国制造 2025、低碳城市试点和碳排放交易权可能影响工业机器人使用和企业的碳减排行为的政策。上述结果皆与基准结果保持一致,支撑了本文的核心结论。

表 5 稳健性检验 I

Table 5 Robustness test results I

变量	(1)	(2)	(3)
	更换被解释变量	替换解释变量	增加行业固定效应
	LP	*CP*(*Lp* 法)	*CP*(*Lp* 法)
Robot	0.0130 **		0.0082 ***
	(0.0061)		(0.0031)
Digital		0.0556 ***	
		(0.0101)	
控制变量	是	是	是
企业固定效应	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制
行业固定效应			控制
样本量	16294	1 6294	16294
Adj. R^2	0.6180	0.9209	0.9200

表 6 稳健性检验 II

Table 6 Robustness test results II

变量	(4)	(5)	(6)	(7)
	改变样本区间	排除其他竞争性解释		
		中国制造 2025	低碳城市试点	碳排放交易权政策
	CP(*Lp* 法)	*CP*(*Lp* 法)	*CP*(*Lp* 法)	*CP*(*Lp* 法)
Robot	0.0075 **	0.0080 ***	0.0077 **	0.0087 ***
	(0.0034)	(0.0031)	(0.0031)	(0.0031)
SC_DID		0.0676 **		
		(0.0293)		
LC_DID			0.0202	
			(0.0255)	
CETR_DID				0.1049 ***
				(0.0323)
控制变量	是	是	是	是
企业固定效应	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制
样本量	11880	1 6294	16294	16294
Adj. R^2	0.9281	0.9204	0.9210	0.9204

4　进一步分析

4.1　机制分析和异质性讨论

根据前文理论分析部分的分析,本文提出了工业机器人使用可能通过资源增效、知识增密和适应性增强三个可能得渠道影响企业碳生产率。借鉴参考江艇[31]的思路,设立模型(2)对以上机制进行检验:

$$M_{it} = \theta_0 + \theta_1 Robot_{it} + \theta_j Controls_{it} + \lambda_i + \lambda_t + \varepsilon_{it} \quad (2)$$

其中,M_{it} 表示机制变量,分别为资源增效、知识增密和适应性增强,其余变量定义与基准回归模型保持一致。

(1)资源增效机制

本文分别构建了劳动生产效率、资本利用率和能源利用效率三个指标来表征资源增效。劳动生产效率使用企业营业收入/员工人数来衡量,表 7 的第(1)列结果表明,工业机器人能够提高劳动生产效率,用更少的碳投入带来更多的企业经济效益。资本利用率使用营业收入/总资产来作为代理变量,第(2)列结果显示,工业机器人提高了资本生产的转化效率和回报率,增加企业碳生产率。能源利用效率使用企业能源消耗总量/营业收入来表征②,第(3)列结果显示,工业机器人通过提高对煤炭等传统能源的使用效率,精准高效实现能源投入,促进企业碳生产率提升。以上验证了假设 H2。

表 7　作用机制检验结果 I

Table 7　Results of mechanism of action test I

变量	(1)	(2)	(3)
	劳动生产效率	资本利用率	能源利用效率
Robot	0.0062*	0.0054**	-0.0090**
	(0.0032)	(0.0025)	(0.0036)
控制变量	是	是	是
企业固定效应	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制
样本量	16294	1 6294	16294
Adj. R^2	0.8233	0.7887	0.9335

(2)知识增密机制

在知识增密过程中,企业知识管理效率的改善和实现绿色创新意味着企业数据资产、企业专利等无形资产占比增加,持续的科研投入推动了其资本化程度,因此我们使用无形资产占比和研发投入资本化比重两个指标来代理知识增密机制变量。表 8 的结果表明,工业机器人推动了企业知识增密,在这个过程中工业机器人持续改善企业知识管理效率,促进企业知识的创造和重组实现绿色创新,促进企业碳生产率增加,这验证了研究假设 H3。

(3)适应性能力增强机制

企业适应能力反映了反映了企业为快速响应、适应外部环境变化,对企业组织结构和战略进行灵活调整的能力。本文借鉴杨林等[32]的做法,采用企业对研发、资本和广告三种支出的变异系数的负值来测度企业适应能力。表 8 中第(6)列结果显示,工业机器人显著增强了企业适应能力,这使得企业具有了更好地适应复杂任务和变化的生产经营环境,响应低碳政策及时调整实施的碳减排计划,推动更少的碳投入带来更高的企业产出,验证了假设 H4。

4.2　异质性分析

在不同的企业特征、企业行为和市场竞争环境中工业机器人可能会对企业碳生产率的影响存在差异,因此从这三个方面进一步探究,为后续精准施策提供依据。

(1)企业内在特征

从企业规模和企业财务风险两个方面来考察企业特征带来的影响。以营业收入来作为企业规模的

② 能源种类包括煤炭使用量、天然气使用量、汽油使用量、柴油使用量等,并统一折算成标准煤。

代理变量,并按企业规模的均值进行分组。表 9 结果显示,在企业规模较大的企业中,工业机器人使用更能提升碳生产率。同样的,使用 SA 指数来衡量企业约束,结果显示在低融资约束的企业中,工业机器人对企业碳生产率的影响较大,这可能与低融资约束企业在为企业生产经营流程整合和员工培训等能够获得充足的资金,更能提高资本生产的转化效率和回报率的原因有关。

表 8 作用机制检验结果 Ⅱ

Table 8 Results of mechanism of action test Ⅱ

变量	(4)	(5)	(6)
	无形资产占比	研发投入资本化比重	适应能力
Robot	0.0005**	0.2053**	0.0035**
	(0.0002)	(0.0941)	(0.0021)
控制变量	是	是	是
企业固定效应	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制
样本量	16294	1 6294	16294
Adj. R^2	0.6497	0.7233	0.5578

表 9 基于企业内在特征的异质性结果

Table 9 Heterogeneity results based on intrinsic characteristics of enterprises

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	企业规模		融资约束	
	较大规模	较小规模	高约束	低约束
	CP(*Lp* 法)	*CP*(*Lp* 法)	*CP*(*Lp* 法)	*CP*(*Lp* 法)
Robot	0.0139***	0.0039	0.0056	0.0188***
	(0.0037)	(0.0045)	(0.0041)	(0.0045)
控制变量	是	是	是	是
企业固定效应	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制
组间系数检验(P 值)	0.0892		0.0323	
样本量	6755	5368	6189	5934
Adj. R^2	0.551	0.453	0.432	0.522

(2)企业行为

存在绿色并购行为的企业可能有着更强的环境意识,能够改善自身绿色资源的不足减少所需碳量,但表 10 的检验结果却相反,可能的原因是进行企业并购行行为占据企业较多的现有资源,且生产流程整合滞后,未能发挥企业绿色并购应有的效果。企业内部控制行为反映了企业在确保合规性、提高运营效率、管理风险以及实现战略目标方面的能力。借鉴刘斌等[33]的做法,使用企业内部控制指数来衡量,分组检验结果显示,在企业内部控制较高的企业中,更能提升企业碳生产率。

(3)市场竞争环境

本文从行业集中度和企业垄断势力两个方面考察市场竞争环境带来的影响。行业集中度采用赫芬达尔指数来测算,以地区 - 行业竞争中位数将企业划分为两组,表 11 的检验结果表明,在处于行业集中度低的企业中,即在市场竞争越激烈的环境中工业机器人更能促进对企业碳生产率提升。同时,使用勒纳指数来衡量企业垄断势力,从企业垄断势力的角度也印证了企业在市场激烈竞争的环境下,有利于工业机器人提升企业碳生产率。

表 10　基于企业行为的异质性结果

Table 10　Heterogeneity results based on corporate behavior

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	绿色并购		企业内部控制	
	是	否	控制程度高	控制程度低
	CP(*Lp* 法)	*CP*(*Lp* 法)	*CP*(*Lp* 法)	*CP*(*Lp* 法)
Robot	-0.0003	0.0147***	0.0149***	0.0038
	(0.0059)	(0.0035)	(0.0037)	(0.0053)
控制变量	是	是	是	是
企业固定效应	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制
组间系数检验(P 值)	0.0293		0.0834	
样本量	2879	9244	7477	4646
Adj. R^2	0.555	0.462	0.532	0.418

表 11　基于市场竞争环境的异质性结果

Table 11　Heterogeneity results based on market competition environment

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	行业集中度		企业垄断势力	
	集中度高	集中度低	高垄断	低垄断
	CP(*Lp* 法)	*CP*(*Lp* 法)	*CP*(*Lp* 法)	*CP*(*Lp* 法)
Robot	0.0048	0.0162***	0.0060	0.0170***
	(0.0040)	(0.0042)	(0.0042)	(0.0044)
控制变量	是	是	是	是
企业固定效应	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制
组间系数检验(P 值)	0.0509		0.0718	
样本量	5426	6697	5713	6410
Adj. R^2	0.442	0.525	0.548	0.434

5　主要研究结论及启示

5.1　主要研究结论

本文基于将碳排放作为一种要素投入纳入企业生产函数,拓展至微观层面从全要素视角测算企业碳生产率,在理论和经验层面考察了工业机器人对企业碳生产率的影响,结论发现:(1)工业机器人应用显著提升了企业碳生产率,证实了工业的自动化、智能化中同时蕴含着“减碳”和“发展”两种力量,这为企业发展新质生产力,实现企业高质量发展提供了重要驱动力。(2)工业机器人应用工业机器人通过资源增效、知识增密和适应性增强三个机制提升企业碳生产率。(3)工业机器人提升企业碳生产率存在一定的异质性,具有较大规模、融资约束较低特征的企业;有着内部控制高、没有绿色并购行为的企业;处在行业竞争越高、企业垄断势力越低的企业更能促进企业碳生产率提升,为相关企业分类施策提供了更精细化的定量证据和实践依据。

5.2　政策启示

根据以上结论有以下政策启示:

第一,加大资源和政策协同,重视对先进工业机器人研发。研究结论表明工业机器人能够促进企业同时实现“减碳”和“发展”两大目标,这对先进机器人具有了鲜明的需求导向。企业要优化科研资源高效配置,设置专项投入基金,培养专门人才,发挥与

科研院所的效应,瞄准亟需应用机器人的关键环节,集中攻关突破;并出台专门工业机器人的研发支持政策,设置科研奖励基金和科研补贴,保障科研人才研发环境。

第二,推动企业向学习型组织转变,强化企业敏捷性管理。积极发挥机器人的作为平台的作用,定期评估和分析知识库的使用情况,及时改进知识库的管理和服务水平,并主动扩大知识库,促进知识交流和沟通效率,增强企业学习能力;同时,推动企业组织变革以适应机器人使用,减少企业组织层级,通过促进协作、实验和创新来培养敏捷文化,强化企业敏捷性管理,保持适应能力的持续性。

第三,进一步扩大覆盖范围,完善交易体系,推动碳市场建设。制定统一的企业碳排放核算标准,加强企业碳排放数据质量管理,确保企业碳排放数据的准确性和可靠性;推动尽快将钢铁、玻璃、造纸、石化和化工等行业纳入碳市场之中,扩大覆盖范围;围绕"碳"积极开发新型金融产品,完善市场交易体系,放大碳排放权的金融属性,提高碳市场的活跃性;建立公平公正的碳市场竞争体系,保障不同各类企业的碳排放交易权益。

参考文献:

[1] 刘秉镰,孙鹏博. 开发区"以升促建"如何影响城市碳生产率[J]. 世界经济,2023(2):134 - 158. Liu B L, Sun P B. How does the "promotion through upgrading" of development zones affect urban carbon productivity? [J]. The Journal of World Economy, 2023(2): 134 - 158.

[2] Dissou Y, Karnizova L. Emissions cap or emissions tax? A multisector business cycle analysis [J]. Journal of Environmental Economics and Management, 2016, 79: 169 - 188.

[3] 孟凡生,赵艳. 工业智能化、产业集聚与碳生产率[J]. 科学学研究,2023,41(10):1789 - 1799. Meng F S, Zhao Y. Industrial intelligence, industrial agglomeration and carbon productivity [J]. Studies in Science of Science, 2023, 41(10): 1789 - 1799.

[4] 林善浪,吴拓磊,王靓娴. 高速铁路开通对城市碳生产率的影响[J]. 软科学,2023,37(3):59 - 64. Lin S L, Wu T L, Wang L X. Impact of high - speed railway opening on urban carbon productivity [J]. Soft Science, 2023, 37(3): 59 - 64.

[5] 姚鹏,梁琼云,刘刚. 税制绿化度与制造业企业碳生产率[J]. 中南财经政法大学学报,2023(6):132 - 145. Yao P, Liang Q Y, Liu G. Tax greenery and carbon productivity of manufacturing enterprises [J]. Journal of Zhongnan University of Economics and Law, 2023(6): 132 - 145.

[6] 刘传江,赵晓梦. 长江经济带全要素碳生产率的时空演化及提升潜力[J]. 长江流域资源与环境,2016,25(11):1635 - 1644. Liu C J, Zhao X M. Spatial - temporal evolution and improvement potential of total factor carbon productivity in the Yangtze River Economic Belt [J]. Resources and Environment in the Yangtze Basin, 2016, 25(11): 1635 - 1644.

[7] Li X, Tian Q. How does usage of robot affect corporate carbon emissions? Evidence from China's manufacturing sector[J]. Sustainability, 2023, 15(2): 1198.

[8] 郭金花,常帅文,郭檬楠. 工业机器人应用对企业减污降碳的影响机制与关联溢出效应研究[J]. 现代财经(天津财经大学学报),2024,44(7):3 - 22. Guo J H, Chang S W, Guo M N. Research on the influence mechanism and correlation spillover effect of industrial robot application on enterprise pollution and carbon reduction [J]. Modern Finance and Economics (Journal of Tianjin University of Finance and Economics), 2024, 44(7): 3 - 22.

[9] 黄先海,高亚兴. 数实产业技术融合与企业全要素生产率——基于中国企业专利信息的研究[J]. 中国工业经济,2023(11):118 - 136. Huang X H, Gao Y X. Digital - real industry technology integration and enterprise total factor productivity: Based on Chinese enterprise patent information [J]. China Industrial Economics, 2023(11): 118 - 136.

[10] 陶锋,王欣然,徐扬,等. 数字化转型、产业链供应链韧性与企业生产率[J]. 中国工业经济,2023(5):118 - 136. Tao F, Wang X R, Xu Y, et al. Digital transformation, industrial and supply chain resilience and enterprise productivity [J]. China Industrial Economics, 2023(5): 118 - 136.

[11] 姚加权,张锟澎,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,2024,40(2):101 - 116,133,117 - 122. Yao J Q, Zhang K P, Guo L P, et al. How does artificial intelligence improve enterprise production efficiency? Based on the perspective of labor skill structure adjustment [J]. Journal of Management World, 2024, 40(2): 101 - 116,133,117 - 122.

[12] 赵烁. 中国工业机器人的应用对工业全要素生产率的影响[J]. 中国软科学,2025(5):202 - 213. Zhao S. The impact of China's industrial robot application on in-

dustrial total factor productivity [J]. China Soft Science, 2025(5): 202 – 213.

[13] Duan D, Chen S, Feng Z, et al. Industrial robots and firm productivity[J]. Structural Change and Economic Dynamics, 2023,67: 388 – 406.

[14] Li D, Jin Y, Cheng M. Unleashing the power of industrial robotics on firm productivity: Evidence from China [J]. Journal of Economic Behavior and Organization, 2024, 224:500 – 520.

[15] Chen S Y, Mu S Y, He X W, et al. Does industrial robot adoption affect green total factor productivity? – Evidence from China [J]. Ecological Indicators, 2024, 161:111958.

[16] Graetz G, Michaels G. Robots at work[J]. Review of Economics and Statistics, 2018, 100(5):753 – 768.

[17] 盛丹,卜文超. 机器人使用与中国企业的污染排放[J]. 数量经济技术经济研究,2022,39(9):157 – 176. Sheng D, Bu W C. Robot usage and pollution emissions of Chinese enterprises [J]. The Journal of Quantitative & Technical Economics, 2022, 39(9): 157 – 176.

[18] Huang G, He L Y, Lin X. Robot adoption and energy performance: Evidence from Chinese industrial firms [J]. Energy Economics, 2022, 107:105837.

[19] 邵兵,匡贤明,王翠. 数字化知识管理与制造业企业技术创新:基于动态能力视角[J]. 科技进步与对策,2024,41(14):111 – 121. Shao B, Kuang X M, Wang H. Digital knowledge management and technological innovation of manufacturing enterprises: Based on the perspective of dynamic capabilities [J]. Science & Technology Progress and Policy, 2024, 41(14): 111 – 121.

[20] 辛雅儒,申晨,冯锐,等. 机器人应用、CEO 绿色经历与企业绿色技术创新[J]. 经济管理,2024,46(7): 129 – 145. Xin Y R, Shen C, Feng R, et al. Robot application, CEO green experience and enterprise green technology innovation [J]. Economic Management, 2024, 46(7): 129 – 145.

[21] 徐星,惠宁,韩先锋,等. 人工智能驱动制造业高质量发展的复合效应研究——基于知识创造与知识地理溢出的双重机制[J]. 中国科技论坛,2024(1):50 – 61. Xu X, Hui N, Han X F, et al. Research on the compound effect of artificial intelligence driving high – quality development of manufacturing industry: Based on the dual mechanism of knowledge creation and knowledge geographical spillover [J]. Science and Technology Forum, 2024(1): 50 – 61.

[22] 刘江鹏. 企业成长的双元模型:平台增长及其内在机理[J]. 中国工业经济,2015(6):148 – 160. Liu J P. Dual model of enterprise growth: Platform growth and its internal mechanism [J]. China Industrial Economics, 2015(6): 148 – 160.

[23] 黄家澜,李常青,赵立彬,等. 工业机器人时代企业如何应对需求不确定性[J]. 经济学动态,2025(4):33 – 49. Huang J L, Li C Q, Zhao L B, et al. How to deal with demand uncertainty in the era of industrial robots [J]. Economic Perspectives, 2025(4): 33 – 49.

[24] Fainshmidt S, Pezeshkan A, Frazier M L, et al. Dynamic capabilities and organizational performance: A meta – analytic evaluation and extension[J]. Journal of Management Studies, 2016, 53, (8):1348 – 1380.

[25] 鲁晓东,连玉君. 中国工业企业全要素生产率估计:1999—2007[J]. 经济学(季刊),2012,11(2):541 – 558. Lu X D, Lian Y J. Estimation of total factor productivity of Chinese industrial enterprises: 1999 – 2007 [J]. China Economic Quarterly, 2012, 11(2): 541 – 558.

[26] 王浩,刘敬哲,张丽宏. 碳排放与资产定价——来自中国上市公司的证据[J]. 经济学报,2022,9(2):28 – 75. Wang H, Liu J Z, Zhang L H. Carbon emissions and asset pricing: Evidence from Chinese listed companies [J]. China Journal of Economics, 2022, 9(2): 28 – 75.

[27] 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. Wang Y Q, Dong W. How does the rise of robots affect China's labor market? Evidence from manufacturing listed companies [J]. Economic Research Journal, 2020, 55(10): 159 – 175.

[28] 董松柯,刘希章,李娜. 数字化转型是否降低企业研发操纵? [J]. 数量经济技术经济研究,2023,40(4): 28 – 51. Dong S K, Liu X Z, Li N. Does digital transformation reduce corporate R&D manipulation? [J]. The Journal of Quantitative & Technical Economics, 2023, 40(4): 28 – 51.

[29] 张倩肖,段义学. 数字赋能、产业链整合与全要素生产率[J]. 经济管理,2023,45(4):5 – 21. Zhang Q X, Duan Y X. Digital empowerment, industrial chain integration and total factor productivity [J]. Economic Management, 2023, 45(4): 5 – 21.

[30] 吴非,胡慧芷,林慧妍,等. 企业数字化转型与资本市场表现——来自股票流动性的经验证据[J]. 管理世界,2021,37(7):130 – 144,10. Wu F, Hu H Z, Lin H Y, et al. Enterprise digital transformation and capital market performance: Empirical evidence from stock liq-

uidity [J]. Journal of Management World, 2021, 37 (7): 130 – 144,10.

[31] 江艇. 因果推断经验研究中的中介效应与调节效应[J]. 中国工业经济,2022(5):100 – 120. Jiang T. Mediating and moderating effects in causal inference empirical research [J]. China Industrial Economics, 2022 (5): 100 – 120.

[32] 杨林,和欣,顾红芳. 高管团队经验、动态能力与企业战略突变:管理自主权的调节效应[J]. 管理世界,2020,36(6):168 – 188,201,252. Yang L, He X, Gu H F. Top management team experience, dynamic capabilities and enterprise strategic mutation: The moderating effect of managerial discretion [J]. Journal of Management World, 2020, 36(6): 168 – 188,201,252.

[33] 刘斌,李延喜,迟健心. 内部控制意愿、内部控制水平与盈余管理方式——基于文本分析与机器学习的计量方法[J]. 科研管理,2021,42(9):166 – 174. Liu B, Li Y X, Chi J X. Internal control willingness, internal control level and earnings management: Based on text analysis and machine learning measurement methods [J]. Science Research Management, 2021, 42(9): 166 – 174.

How can the application of industrial robots improve the carbon productivityof enterprises? ——Evidence from Chinese manufacturing listed companies

CHEN Chuan – long[1], XU Yuan[2], RU Peng[2], SU Jun[3]

(1. Center of Tsinghua Think Tanks, Beijing 100084, China; 2. Guangzhou Power Supply Bureau of Guangdong Power Grid Co., Ltd., Guangzhou 510620, China; 3. School of Public Policy and Management, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: Industrial intelligence provides a feasible path for enterprises to develop new quality productivity and achieve high – quality development. By incorporating carbon emissions as an input factor into the production function of enterprises and using data from listed manufacturing companies, this study examines how the application of industrial robots affects corporate carbon productivity. Research has found that: (1) the application of industrial robots significantly improves the carbon productivity of manufacturing enterprises, and this conclusion still holds true after a series of robustness tests and endogeneity treatments. (2) The mechanism of action indicates that the application of industrial robots not only promotes the improvement of enterprise carbon productivity through the resource efficiency mechanism of improving labor productivity, capital utilization efficiency, and energy utilization efficiency, but also enhances enterprise carbon productivity through knowledge enrichment and strengthening enterprise adaptability. (3) In larger enterprises with lower financing constraints, enterprises with high internal control and no green mergers and acquisitions, and enterprises with higher industry competition and lower monopoly power, industrial robots are more likely to promote the improvement of carbon productivity. To this end, enterprises should be encouraged to prioritize the research and development of advanced industrial robots; promote their transformation into learning organizations, and strengthen their agility management; facilitate the construction of the carbon market, further expand its coverage, and improve the trading system.

Key words: industrial robots; corporate carbon productivity; resource efficiency improvement; adaptability ability