

智能制造与劳动力成本粘性*

——基于工业机器人应用的视角

田高良¹ 施 诺^{1,2} 刘晓丰¹

(1. 西安交通大学管理学院,陕西 西安 710049;

2. 香港城市大学商学院,香港 999077)



内容提要:工业机器人是实现中国产业结构升级和经济高质量发展的重要推手,随着在各行业生产经营活动中的广泛应用,引发了各界对于其经济后果的密切关注。本文基于工业机器人应用产生的人工替代和就业创造效应,并结合我国劳动力供给和产业结构现状,探究了工业机器人应用对微观企业劳动力成本粘性的影响。研究发现,工业机器人应用显著降低了企业劳动力成本粘性。机制检验表明,工业机器人应用降低了对生产经营活动中对劳动力的依赖,企业在业绩下降时裁撤了更多低教育水平冗余劳动力资源,通过减少员工数量而非降低员工薪酬待遇的方式调整劳动力成本。此外,工业机器人应用对于劳动力成本粘性的降低作用在劳动力被替代可行性较高、劳动力调整成本较低、民营企业、行业竞争程度较高以及客户集中度较低时更加明显。本文的研究结论不仅为“机器人换人”提升企业生产经营效率提供了来自中国的直接证据,也为如何规避“机器人换人”的潜在风险提供借鉴。

关键词:工业机器人 劳动力成本粘性 替代效应 就业创造效应

中图分类号:F27 **文献标志码:**A **文章编号:**1002—5766(2023)09—0028—22

一、引言

近年来,数字技术进步推动了人工智能、自动化技术的发展与应用。其中,工业机器人的智能化和自动化水平得到了大幅提升。随着我国经济、科技的发展以及一系列智能制造规划和政策的大力支持下,工业机器人在各行各业中的需求和应用迅速增加,我国目前已成为全球最大的工业机器人消费市场。工业机器人指应用于自动化生产的,可自动控制、可重新编程的多轴线多用途机器人^①,是实现制造强国战略目标的核心抓手之一,也是我国“机器人换人”以及产业升级的关键。2021年底,工信部、国家发改委、科技部等15部门联合印发的《“十四五”机器人产业发展规划》提

收稿日期:2023-05-08

* 基金项目:国家自然科学基金面上项目“网络舆情对企业绩效与股票加个的影响机制及管理方法研究”(71672141);2021国家社会科学基金后期资助项目“数字经济时代科创板上市公司信息披露机理及经济后果研究”(21FGLB006);教育部人文社会科学基金项目“科创板上市公司多元化信息披露研究”(21YJA630082)。

作者简介:田高良,男,教授,博士生导师,研究领域为公司治理与内部控制等,电子邮箱:tian-gl@xjtu.edu.cn;施诺,男,博士研究生,研究方向为信息披露、公司治理与智能化转型等,电子邮箱:nuo.shi@my.cityu.edu.hk;刘晓丰,男,博士研究生,研究方向为信息披露与公司治理等,电子邮箱:Liu-xf@stu.xjtu.edu.cn。通讯作者:刘晓丰。

①《IFR 报告 2020》,详见 https://ifr.org/downloads/press2018/Presentation_WR_2020.pdf。

出,力争到2025年,我国成为全球机器人技术创新策源地、高端制造集聚地和集成应用新高地,工业机器人密度和产出实现翻番。工业机器人的需求和应用将与未来社会经济发展紧密相关,因此有必要探究工业机器人的广泛应用在宏观层面产生的影响。

工业机器人应用对我国劳动力和社会经济发展具有重大影响。一方面,工业机器人的应用一定程度上减少了人员依赖,有助于缓解我国人口红利逐年消退背景下日益严峻的用工问题(陈秋霖等,2018)^[1],也保证了企业在面对极端气候、流行病等风险条件下的稳定产出,“机器人换人”已成为我国工业生产中的重大现实需求;另一方面,工业机器人的应用能够大幅提高生产效率(李丫丫和潘安,2017^[2];李磊和徐大策,2020^[3]),将劳动力从繁重、有害的体力工作中解放出来,转而从事新的具有劳动比较优势的工作任务,重塑劳动力市场结构并推动经济高质量发展(孙早和侯玉琳,2019^[4];杨光和侯钰,2020^[5])。目前,学界关于机器人应用如何影响劳动力需求仍存在较大的争议。已有研究发现,工业机器人应用从宏观劳动力市场到微观企业均产生了替代效应,导致劳动力需求降低(王永钦和董雯,2020^[6];Acemoglu和Restrepo,2020^[7];闫雪凌等,2020^[8];Acemoglu和Restrepo,2019^[9])。但也有部分研究指出,工业机器人应用仅产生短期的“技术性失业”现象(孔高文等,2020^[10];王晓娟等,2022^[11]),总体上提高了非劳动密集型企业和高技能劳动力的就业水平(李磊等,2021)^[12]。其他文献也指出,工业机器人应用产生的人工替代效应与就业创造效应相互抵消,劳动力需求并无明显变化(Bessen等,2018^[13];Dauth等,2018^[14];Graetz和Michaels,2018^[15])。现有工业机器人应用的研究主要集中在对产生人工替代效应还是就业创造效应的探讨,鲜有文献分析其对企业劳动力决策的影响。本文从劳动力成本的角度出发,探究工业机器人应用对于微观企业成本粘性的影响。劳动力成本在企业的成本支出中占有较大的比重(Donangelo等,2019)^[16],企业在业绩下降时保留冗余劳动力以满足未来业务量增加时生产经营活动的需要是造成劳动力成本粘性的重要因素(Anderson等,2003^[17];刘媛媛和刘斌,2014^[18];张博等,2022^[19]),而较高的成本粘性会增加企业负担,加剧经营不确定性风险(He等,2020^[20];Weiss,2010^[21])。由于工业机器人应用引发的替代效应降低了企业在生产经营活动中对劳动力的依赖(Acemoglu和Restrepo,2020^[7];Acemoglu和Restrepo,2019^[9];Graetz和Michaels,2018^[15]),为缓解企业劳动力成本粘性问题提供了可能。据此,工业机器人等智能化技术的应用在推动我国产业升级和重塑宏观劳动力市场结构的同时,能否降低企业劳动力成本粘性和提升经营效率,是本研究关注的主要问题。

本文以2010—2020年的中国A股上市公司为研究样本,参考已有研究(Acemoglu和Restrepo,2020^[7];Graetz和Michaels,2018^[15]),使用国际机器人联合会(IFR)公布的行业层面工业机器人使用存量与对应从业人员数量之比表示机器人应用密度,考察工业机器人应用与企业劳动力成本粘性的关系。研究结果表明:工业机器人应用显著降低劳动力成本粘性。研究结论在使用工具变量法(IV)缓解内生性问题、将研究样本限制到制造业、去除工业机器人使用远高于其他行业的汽车制造业样本后依然成立。机制检验结果表明,收入下降时,工业机器人应用的替代效应导致低端冗余劳动力资源被裁撤,表现为企业员工数量的减少而非薪酬的下降。调节效应检验显示,工业机器人应用降低企业劳动力成本粘性的现象在“机器人换人”可行性较高、劳动力调整成本较低、“机器人换人”意愿较高的情境下更加突出,进一步佐证了工业机器人应用在我国产生的宏观劳动力替代效应和微观企业劳动力成本粘性的降低。此外,研究中进一步证实了工业机器人应用对于生产经营效率的提升作用,同时并未增加企业成本负担。

相较于已有研究,本文的主要贡献在于:第一,从工业机器人应用对宏观经济社会产生的影响出发,探究其对于企业劳动力成本决策的影响,丰富了工业机器人应用的微观经济后果相关研究。第二,工业机器人的应用提高了劳动生产率和资本替代劳动的弹性水平,与成本粘性的重要内因的

劳动力和资产密集程度直接相关(Anderson等,2003)^[17],探究其影响则丰富了企业劳动力成本粘性内部影响因素的相关研究,为智能化背景下企业内部劳动力成本决策提供理论依据和现实借鉴。第三,工业机器人是与传统劳动力关系更为密切的具体智能化技术应用,聚焦于其对劳动力成本而非所有经营成本的影响,为“机器人换人”的替代效应和智能制造带来的降本增效提供了来自中国的直接证据。

二、文献回顾与研究假设

1. 文献回顾

(1)工业机器人应用与劳动力需求。工业机器人应用对劳动力需求产生的影响可分为以下两种:第一,人工替代效应。工业机器人可以在传统生产过程中代替人类完成组装、打磨、包装、电子元件加工和组装等低技术含量和精密性工作^①,也能在高温、高压等环境中代替人类从事危险性工作(Gihleb等,2022)^[22]。部分研究探讨了替代效应的实际表现。宏观层面,工业机器人应用显著降低了劳动力就业人口比率和工资水平,产生“技术性失业”(Acemoglu和Restrepo,2020^[7];孔高文等,2020^[10];王晓娟等,2022^[11])。微观企业层面,工业机器人的应用降低了企业在价值创造过程中对劳动力的依赖,在提高生产率的同时降低劳动力需求(王永钦和董雯,2020^[6];Acemoglu和Restrepo,2019^[9])。第二,就业创造效应。工业机器人的应用不仅创造了非自动化环节和具有比较优势的新工作任务的劳动力需求(李磊等,2021^[12];Autor,2015^[23];胡晟明等,2021^[24]),机器人参与的智能化生产还能有效提升企业生产效率并降低成本(杨光和侯钰,2020^[5];Acemoglu和Restrepo,2022^[25]),带动价格下降、市场需求增加和产业链整体规模扩大,最终提高就业和报酬水平(孔高文等,2020^[10];王晓娟等,2022^[11])。

由此可见,工业机器人对劳动力需求的影响虽未有定论,但其必然会将劳动力从重复性工作中解放出来,执行常规性和流程化工作的中低技能劳动力将面临更大的替代风险,劳动力市场结构也会因此产生深刻变革(孙早和侯玉琳,2019^[4];孔高文等,2020^[10];李磊等,2021^[12];Graetz和Michaels,2018^[15];胡晟明等,2021^[24])。

(2)劳动力成本粘性。劳动力成本粘性是指业绩下降时劳动力成本降低的幅度小于其在业绩上升时成本增加的幅度。现有文献认为,管理层乐观预期、代理冲突和资源调整成本是成本粘性产生的根本原因(Anderson等,2003)^[17]。首先,如果公司管理层对未来的业绩增长持乐观态度,则在业绩下降时削减成本的意向较低,倾向于采用高粘性的成本管理策略(梁上坤,2015^[26];施先旺和刘志宇,2021^[27];Kama和Weiss,2013^[28])。其次,自利的管理层会保留更多未使用资源以保持个人影响力,所以代理问题严重的企业往往成本粘性也相对较高(梁上坤,2018^[29];Chen等,2012^[30])。最后,削减成本虽然可以减少浪费和冗余,但当未来市场需求上升时,需要重新追加更多的资源以满足生产需要。因此,资源调整成本较高的企业成本粘性也更高(张博等,2022^[19];Banker等,2013^[31])。具体到劳动力资源,公司业绩下降拟裁减员工时,需要考量辞退补贴等直接成本和再招聘的潜在成本。换言之,管理层期望现有预留人力资源在市场需求反弹时得到重新利用,劳动力成本粘性也由此形成(Anderson等,2003^[17];刘媛媛和刘斌,2014^[18];张博等,2022^[19];Banker等,2013^[31])。此外,由于劳动力成本由员工数量及薪酬水平共同决定,也有文献分别分析了劳动力数量及薪酬粘性,以探究面临市场下行压力时企业的不同应对策略(徐慧等,2023^[32];刘斌等,2016^[33])。

从结果看,虽然成本粘性是企业保留现有冗余资源以应对未来市场需求反弹的表现,但

① IFR 对工业机器人的功能给出定义,详见 <https://ifr.org/industrial-robots>。

较高的成本粘性加剧了企业的现金流压力和经营不确定性(Weiss, 2010^[21]; He 等, 2020^[20])。因此,如何在保持足够产能的同时降低成本粘性的负面影响,是企业成本管理时关注的重要问题。

2. 研究假设

本文认为工业机器人应用可能通过发挥人工替代效应和就业创造效应对企业劳动力成本粘性产生影响:

首先,工业机器人应用可以降低企业对人工,尤其是低端技能型劳动力的依赖,即替代效应。工业机器人提高了劳动生产率和资本替代劳动的弹性水平,一定程度上降低了传统劳动力的价值,导致劳动力对于营业收入的贡献比率下降,引发制造业等传统行业的劳动力需求降低(Acemoglu 和 Restrepo, 2020^[7]; Acemoglu 和 Restrepo, 2019^[9]; Graetz 和 Michaels, 2018^[15]),即替代效应对于低端劳动力的冲击更大(孙早和侯玉琳, 2019^[4]; Graetz 和 Michaels, 2018^[15]; 胡晟明等, 2021^[24])。由于员工数量减少,企业裁员的直接成本和再招聘的潜在成本随之降低,人力资源调整成本显著下降。同时,由于机器相比人工更具灵活性,企业只需关闭机器暂停生产,便可有效应对经济衰退和市场需求低迷时的外部压力,当行业回暖时开启机器即可满足市场需求的增加,而人工成本相对固定(Donangelo 等, 2019)^[16],无论业务量高低与否均需要向员工支付薪酬费用。因此,当市场需求下降时,企业更倾向于增加机器设备投资(Zhang, 2019)^[34],通过裁撤冗余低端人力资源的方式压缩经营成本。

其次,工业机器人应用可以提升企业生产效率,增加非自动化工作任务和产生新劳动力需求(Autor, 2015)^[23],即就业创造效应。一方面,工业机器人应用使得更多劳动力从生产性活动转向服务、支持等非自动化工作(Dauth 等, 2018)^[14];另一方面,工业机器人等技术进步促进了劳动力素质提升(Acemoglu, 2002)^[35],高素质劳动力可以更好地从事技术研发等具有比较优势的新工作。随着工业机器人的普及,企业对拥有专业知识技能的高端劳动力需求不断增加,裁员的直接成本和再招聘培训的潜在成本上升,劳动力成本粘性上升。

然而,目前我国在全球产业链布局中的优势仍集中在劳动密集型领域(周记顺和宋颜希, 2022)^[36]。尽管我国劳动力整体素质正在稳步提升,但与发达国家相比仍有较大差距,从事低端生产活动的劳动力占比仍远高于发达国家水平^①。在此背景下,更多低端劳动力面临更高且更长期的替代风险。此外,目前我国劳动力资源仍然比较丰富^②,企业裁撤冗余人力资源后再招聘的潜在成本相对较低。因此当业绩下降时,预期企业对于高端劳动力的保留将远小于对于其他多数劳动力的裁撤。据此,本文提出以下假设:

H₁:工业机器人应用产生的替代效应降低了企业的劳动力成本粘性。

三、研究设计

1. 样本选择和数据来源

本文选取 2010—2020 年沪深 A 股非金融业上市公司作为初始样本,按照以下程序进行数据筛选:(1)删除 ST 样本;(2)删除当年和上年度收入及劳动力成本数据缺失的样本;(3)删除其他变量数据缺失的样本。最终得到 24637 个样本观测值。为避免数据极端值影响,本文对回归中涉及

① OECD(Organisation for Economic Co-operation and Development)的统计数据显示,截至 2021 年,我国 25~64 岁的劳动人口中本科或同等学历的人数占比为 7.8%,仍低于日本(34.2%)、美国(25.1%)等发达国家;25~64 岁的劳动人口中,高中及以下的人数占比为 63.4%,远高于美国(8.3%)等发达国家和 OECD 统计国家的平均水平(20.1%)。

② 结论来源于《中国统计年鉴 2021》和《第七次全国人口普查公报》。预计到 2050 年,国内劳动年龄人口仍有望保持相对较大的规模,在全球继续位居前列。

到的连续变量进行了上下1%的缩尾处理。

本文使用的工业机器人数据来自国际机器人联合会(IFR)发布的世界机器人报告^①。由于报告中的中国机器人数据在2009年前未进行分行业统计,2009年仍有较大比例数据缺失行业信息,参考陈秋霖等(2018)^[11],本文选择2010—2020年作为实验区间以保证数据完整性。数据使用方面,本文参考Graetz和Michaels(2018)^[15]的做法,按照以后年份中各行业机器人使用数量的平均占比,将样本开始年份中未申报行业的机器人保有量分配到其他各行业中,对每年新增的未知行业机器人也按当年其他行业新增数量占比进行分配,使用永续盘存法按每年10%的比例计算折旧,最终得到2010—2020各年各行业的机器人使用量。国际机器人联合会(IFR)将工业机器人数据划分为多个行业大类^②,该分类标准与中国国民经济行业分类标准不完全一致,因此,本文按照三位数行业代码进行了手工合并整理,得到国际机器人联合会(IFR)分类标准与中国行业分类对照表,并依此对行业层面机器人数据和中国上市公司数据合并匹配^③。

其他数据方面,计算机器人安装密度使用的各行业从业人员数据来自《中国劳动统计年鉴》,GDP数据来自国家统计局网站,其他数据来自国泰安(CSMAR)数据库。

2. 模型设定与变量定义

(1)工业机器人应用密度。本文参考Acemoglu和Restrepo(2020)^[7]的研究,使用各行业机器人使用数存量与对应从业人员数量之比的自然对数表示机器人应用密度。

(2)劳动力成本粘性。参考Anderson等(2003)^[17]设计的成本粘性模型,并借鉴现有研究中关于劳动力成本粘性的衡量方式(卢锐和陈胜蓝,2015^[37];方巧玲等,2021^[38]),本文使用如下模型衡量我国上市公司中的劳动力成本粘性:

$$\Delta \text{LnLaborcost}_{i,t} = \alpha_0 + \alpha_1 \Delta \text{LnIncome}_{i,t} + \alpha_2 \text{Dec}_{i,t} \times \Delta \text{LnIncome}_{i,t} \quad (1)$$

其中, $\Delta \text{LnLaborcost}_{i,t}$ 为公司*i*在*t*期劳动力成本支出自然对数的变化值, $\Delta \text{LnIncome}_{i,t}$ 为公司*i*在*t*期营业收入自然对数的变化值, $\text{Dec}_{i,t}$ 为表示当期收入是否下降的虚拟变量。如果 α_2 显著为负,则证明存在劳动力成本粘性。本文选择用公司为普通员工支付的薪酬作为劳动力成本的衡量变量,因为相对于高级管理人员,普通员工更有可能被裁撤或者降薪以调整劳动力成本。同时,高管调整成本过高(卢锐和陈胜蓝,2015)^[37],一旦被裁撤将会对公司发展造成持续性影响。因此,本文重点关注工业机器人的使用对公司普通员工的劳动力成本粘性产生的影响。

(3)回归模型。参考Banker等(2013)^[31]和Chang等(2022)^[39]的方法,本文针对收入变化系数 α_1 和 α_2 的影响因子进行建模,具体见模型(2)和模型(3):

$$\alpha_1 = \beta_0 + \beta_1 \text{Robot_density}_{i,t} + \beta_2 \text{GDPgrowth}_{i,t} + \beta_3 \text{LnEintin}_{i,t} + \beta_4 \text{LnAintin}_{i,t} \quad (2)$$

$$\alpha_2 = \lambda_0 + \lambda_1 \text{Robot_density}_{i,t} + \lambda_2 \text{SucDec}_{i,t} + \lambda_3 \text{GDPgrowth}_{i,t} + \lambda_4 \text{LnEintin}_{i,t} + \lambda_5 \text{LnAintin}_{i,t} \quad (3)$$

其中, $\text{Robot_density}_{i,t}$ 表示公司*i*所在行业*t*年的机器人应用密度。 $\text{SucDec}_{i,t}$ 为虚拟变量,当公司连续两年收入下降时取1,否则取0。 $\text{GDPgrowth}_{i,t}$ 为当年全国GDP增长率,是对宏观经济环境特征的衡量。 $\text{LnEintin}_{i,t}$ 为公司*i*在*t*年每百万元销售收入员工数量的自然对数,表示公司的劳动力

① IFR 每年发布世界机器人报告,通过结合供应商提供的一手数据和各国机器人协会提供的二手数据,得到各国在行业一年度层面的机器人使用数据,是工业机器人领域最权威的统计数据来源。

② 农林牧渔业、采矿业、水电气供应业、建筑业、教育及研发业、食品饮料与烟草业、服装及皮革制品业、家具木材业、纸制品出版及印刷业、药品及化妆品制造业、其他化学制品业、橡胶及塑料制品业、玻璃陶瓷等矿产品制造业、基础金属业、金属制品业、电子电气业、工业机器制造业、汽车制造业、其他交通设备制造业、其他制造业部门以及其他非制造业部门。

③ 其中,由于2012年以前交通运输设备制造业的劳动力数据并未细分,因此样本前期汽车制造业和其他交通设备制造业的机器人密度合并处理,自2012年开始分拆处理。

密集程度。 $LnAintin_{i,t}$ 为公司 i 在 t 年的资产总额与销售收入之比的自然对数,表示公司的资产密集程度。将模型(2)和模型(3)带入模型(1)后,得到回归模型(4):

$$\begin{aligned} \Delta LnLaborcost_{i,t} = & \alpha_0 + (\beta_0 + \beta_1 Robot_density_{i,t} + \beta_2 GDPgrowth_{i,t} + \beta_3 LnEintin_{i,t} + \beta_4 LnAintin_{i,t}) \\ & \times \Delta LnIncome_{i,t} + (\lambda_0 + \lambda_1 Robot_density_{i,t} + \lambda_2 SucDec_{i,t} + \lambda_3 GDPgrowth_{i,t} \\ & + \lambda_4 LnEintin_{i,t} + \lambda_5 LnAintin_{i,t}) \times Dec_{i,t} \times \Delta LnIncome_{i,t} \\ & + \sum Firm + \sum Year + \varepsilon \end{aligned} \quad (4)$$

如果 λ_1 显著为正,则说明随着工业机器人应用密度的增加,公司劳动力成本粘性会产生下降,即工业机器人的使用能够在收入下降期间发挥其替代作用,促使公司减少人力资源成本投入以调整成本。如果 λ_1 显著为负,则说明工业机器人在收入下降期间仍然发挥就业创造效应,增加了企业的劳动力成本粘性。回归模型控制了公司固定效应和年度固定效应,并在 IFR 行业层面进行聚类分析调整。模型中主要变量的定义如表 1 所示。

表 1 主要变量定义

变量名称	变量定义
$\Delta LnLaborcost$	劳动力成本(支付给员工的现金薪酬金额 - 高管薪酬金额)的自然对数变化值
$\Delta LnIncome$	当年营业收入的自然对数变化值
$Robot_density$	公司所在行业的机器人密度,等于行业机器人安装存量与当年从业人数之比的自然对数
Dec	虚拟变量,上市公司当年发生收入下降取 1,否则取 0
$SucDec$	虚拟变量,上市公司连续两年发生收入下降取 1,否则取 0
$GDPgrowth$	年度 GDP 增长率
$LnEinten$	员工密度,每百万元营业收入员工数量的自然对数
$LnAinten$	资产密度,资产总额与营业收入之比的自然对数

3. 工业机器人应用的分布特征

(1)工业机器人应用密度的行业分布特征。图 1 列示了 2010—2020 年工业机器人应用总量前五大行业的工业机器人密度分布图。前五大行业分别是汽车制造业、电子电器业、橡胶及塑料制品业、金属制品业和专用设备制造业。其中,工业机器人在汽车制造业的应用水平远高于其他行业,2020 年底已达 78.78 台每千人。

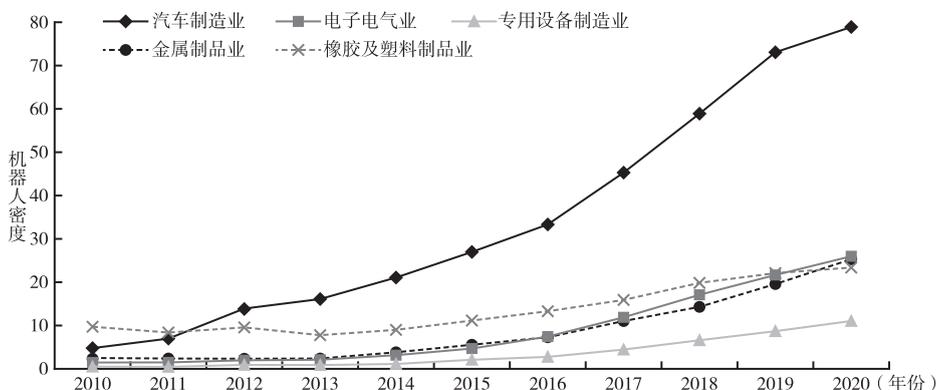


图 1 工业机器人密度行业分布特征(应用总量前五)

(2)工业机器人应用和从业人数分布特征。图 2 列示了 2010—2020 年中国工业机器人数量、密度以及从业人数数量的分布特征。可见,我国工业机器人使用数量和密度均逐年稳步增长,应用数量从 2010 年的约 4 万台增加至 2020 年的约 70 万台,年增长率达 29.7%;应用密度从

2010年的0.31台每千人增加至2020年的4.11台每千人,年增长率达26.5%;城镇单位劳动力从业人员总数变化较为平缓。综合来看,样本期间内工业机器人应用的蓬勃发展为本研究提供了良好的数据实验条件,相关分布特征也与现有文献基本保持一致(王永钦和董雯,2020^[6];吕越等,2020^[40])。

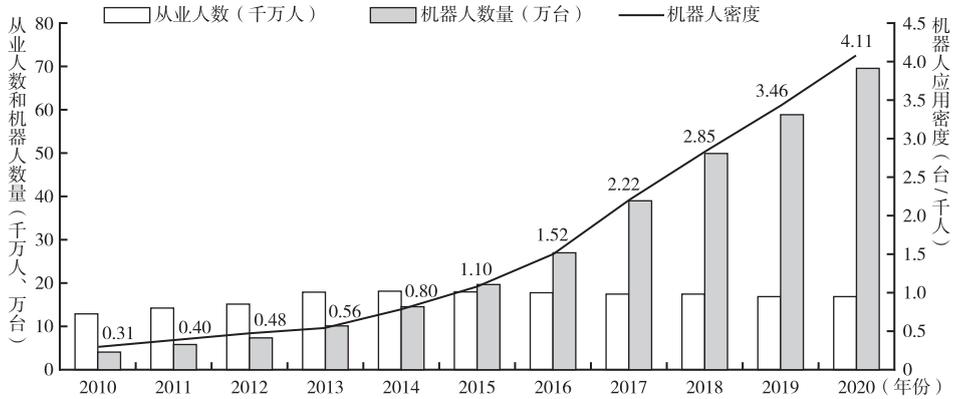


图2 工业机器人应用和从业人数年度分布

四、实证结果及分析

1. 主要变量的描述性统计

表2列示了回归中主要变量的描述性统计分析结果。样本期间,我国上市公司所在行业的机器人应用密度均值的自然对数为0.898,机器人应用密度变量的标准差较大,与前文分析的各行业机器人应用的分布特征一致,也为充分研究其变化的经济后果提供了数据分布上的基础。劳动力成本变化的均值为0.139,营业收入变化均值为0.112,发生收入下降的样本比例约为28.7%,连续两年发生收入下降的样本比例约为10.9%,均与现有研究中的数据特征不存在显著差异(梁上坤,2015^[26];张路等,2019^[41])。

表2 主要变量描述性统计

变量	样本量	均值	标准差	最小值	中位数	最大值
$\Delta \ln Laborcost$	24637	0.139	0.222	-0.431	0.114	1.087
$\Delta \ln Income$	24637	0.112	0.297	-0.823	0.098	1.320
$Robot_density$	24637	0.898	1.114	0	0.296	4.379
Dec	24637	0.287	0.452	0	0	1
$SucDec$	24637	0.109	0.312	0	0	1
$GDPgrowth$	24637	6.634	1.995	2.200	6.900	10.450
$\ln Einten$	24637	-0.034	0.882	-2.734	0.072	1.756
$\ln Ainten$	24637	0.691	0.669	-0.924	0.650	2.632

2. 工业机器人应用密度与劳动力成本粘性回归

表3第(1)列为对模型(1)进行回归的结果, $\Delta \ln Income$ 的回归系数0.456,且在1%水平上显著,说明收入上升1%时,劳动力成本上升0.456%;收入降低虚拟变量 Dec 与 $\Delta \ln Income$ 交乘项的回归系数为-0.313,且在1%的水平上显著,说明收入下降1%时,劳动力成本只下降0.143%(0.456%-0.313%),证明我国上市公司存在较强的劳动力成本粘性。表3第(2)列和第(3)列在

模型(1)回归的基础上,依次加入了工业机器人安装密度及系列控制变量,机器人安装密度 $Robot_density$ 与 $Dec \times \Delta LnIncome$ 的三项交乘回归系数均在 1% 的水平上显著为正,即随着机器人安装密度的增加,上市公司劳动力成本粘性降低,假设 H_1 得证。

表 3 工业机器人应用密度与劳动力成本粘性

变量	$\Delta LnLaborcost$		
	(1)	(2)	(3)
$Dec \times \Delta LnIncome$	-0.313 *** (-16.614)	-0.365 *** (-13.291)	-0.469 *** (-4.464)
$\Delta LnIncome$	0.456 *** (13.743)	0.455 *** (13.586)	0.689 *** (11.774)
$Robot_density \times Dec \times \Delta LnIncome$		0.084 *** (3.803)	0.045 *** (3.257)
$SucDec \times Dec \times \Delta LnIncome$			0.210 *** (7.494)
$GDPgrowth \times Dec \times \Delta LnIncome$			0.008 (0.534)
$LnEinten \times Dec \times \Delta LnIncome$			-0.238 *** (-8.567)
$LnAinten \times Dec \times \Delta LnIncome$			-0.019 (-0.972)
$Robot_density \times \Delta LnIncome$			0.002 (0.176)
$GDPgrowth \times \Delta LnIncome$			-0.022 ** (-2.708)
$LnEinten \times \Delta LnIncome$			0.180 *** (14.035)
$LnAinten \times \Delta LnIncome$			-0.067 *** (-3.890)
常数项	0.071 *** (16.608)	0.071 *** (12.269)	0.069 *** (28.754)
年度固定效应	是	是	是
公司固定效应	是	是	是
观测值	24637	24637	24637
调整 R^2	0.380	0.382	0.408

注:括号内数字为 t 值;***、** 和 * 分别表示 1%、5% 和 10% 水平上显著,下同

3. 稳健性检验

(1) 工具变量回归。一方面,劳动力供给等行业特征会影响机器与人工的替代关系;另一方面,影响企业成本粘性的因素不能被现有回归模型完全控制,出现遗漏变量导致的内生性问题。值得注意的是,企业层面的机器人应用情况受自身经济条件等因素影响,而本文使用行业层面的机器人应用密度数据,内生性问题相对更少。

参考现有文献(Acemoglu 和 Restrepo, 2020^[7]; 闫雪凌等, 2020^[8]), 本文使用美国和欧洲市场的工业机器人密度应用数据作为工具变量。中美两国企业在智能制造、技术革新等工业化产业发展过程中存在较多可比性和竞争性, 欧洲作为较早成熟的工业机器人应用市场, 其机器人应用和大规模智能化应用水平较高, 这些因素都为使用欧美数据作为工具变量提供了较好的前置条件, 也有效避免了使用本国数据时存在的数据关联。

表 4 和表 5 分别列示了利用同行业美国和欧洲五国^①市场工业机器人应用密度数据作为工具变量的两阶段回归结果。结果显示, 第一阶段回归结果中 $Robot_density \times Dec \times \Delta LnIncome$ 和 $Robot_density \times \Delta LnIncome$ 两内生回归项分别与美国和欧洲的机器人应用密度 $Robot_density_US$ 和 $Robot_density_EU$ 所对应的外生回归项显著正相关, 表明本文所选取的工具变量是合理的。第二阶段回归结果中, $Robot_density \times Dec \times \Delta LnIncome$ 的系数仍分别在 5% 和 1% 的水平上显著为正, 与主回归结果保持一致。同时, Wald F 统计量分别为 19. 697 与 10. 108, 证明 $Robot_density_US$ 和 $Robot_density_EU$ 变量均为强工具变量。

表 4 美国市场机器人应用密度工具变量回归

变量	第一阶段		第二阶段
	(1)	(2)	(3)
	$Robot_density \times Dec \times \Delta LnIncome$	$Robot_density \times \Delta LnIncome$	$\Delta LnLaborcost$
$Robot_density_US \times Dec \times \Delta LnIncome$	0. 568*** (6. 153)	0. 036* (1. 932)	
$Robot_density_US \times \Delta LnIncome$	0. 002 (0. 740)	0. 499*** (6. 060)	
$Robot_density \times \Delta LnIncome$			0. 012 (0. 610)
$Robot_density \times Dec \times \Delta LnIncome$			0. 048** (2. 109)
控制变量	控制	控制	控制
年度固定效应	是	是	是
公司固定效应	是	是	是
F 统计量			19. 697
观测值	21071	21071	21071
调整 R ²	0. 808	0. 806	0. 192

① 五个欧洲国家分别是: 丹麦、芬兰、法国、意大利、瑞典; 由于这些外国市场劳动力数据截至 2019 年, 故回归样本量存在部分缺失。

表 5 欧洲市场机器人应用密度工具变量回归

变量	第一阶段		第二阶段
	(1)	(2)	(3)
	<i>Robot_density × Dec × ΔLnIncome</i>	<i>Robot_density × ΔLnIncome</i>	<i>ΔLnLaborcost</i>
<i>Robot_density_EU × Dec × ΔLnIncome</i>	0.530*** (4.359)	0.034 (1.253)	
<i>Robot_density_EU × ΔLnIncome</i>	0.005 (0.763)	0.478*** (3.984)	
<i>Robot_density × ΔLnIncome</i>			-0.003 (-0.132)
<i>Robot_density × Dec × ΔLnIncome</i>			0.117*** (2.955)
控制变量	控制	控制	控制
年度固定效应	是	是	是
公司固定效应	是	是	是
F 统计量			13.276
观测值	21071	21071	21071
调整 R ²	0.736	0.745	0.192

(2) 更换回归样本。工业机器人主要应用于制造业部门,这类企业的生产过程具有更显著的标准化或流程化属性,工作条件也相对更恶劣,非常适合使用机器人代替人类工作。据此,本研究预计工业机器人对劳动力成本粘性的抑制作用在制造业企业中依然存在,且效果更强。同时,结合前文数据分析可知,汽车制造业中的工业机器人应用密度远高于其他行业。虽然本研究对回归变量进行了缩尾处理,但这一特征仍可能通过极端观测值影响实证结果。因此,为排除上述因素对回归结果产生的干扰,本文对制造业和非制造业样本分别进行回归,并将汽车制造业去除后重新进行回归,结果如表 6 所示。其中,三项交乘系数在制造业样本中显著为正,而在非制造业样本中不显著,二者系数差异在 5% 的水平上显著,这与前文预测保持一致,即工业机器人的替代作用主要集中在制造业企业。同时,回归结果在去除汽车制造业样本后仍显著,有效排除了潜在的极端观测值影响,增加了文章结论可靠性。

表 6 更换回归样本

变量	非制造业	制造业	去除汽车制造业
	(1)	(2)	(3)
	<i>ΔLnLaborcost</i>	<i>ΔLnLaborcost</i>	<i>ΔLnLaborcost</i>
<i>Robot_density × Dec × ΔLnIncome</i>	-0.226 (-0.903)	0.054** (2.248)	0.054*** (3.385)
<i>Dec × ΔLnIncome</i>	-0.396*** (-6.498)	-0.500*** (-4.632)	-0.408*** (-6.930)
<i>ΔLnIncome</i>	0.658*** (13.637)	0.637*** (9.573)	0.631*** (16.210)
系数差异检验	0.028***		
控制变量	控制	控制	控制

续表 6

变量	非制造业	制造业	去除汽车制造业
	(1)	(2)	(3)
	$\Delta \text{LnLaborcost}$	$\Delta \text{LnLaborcost}$	$\Delta \text{LnLaborcost}$
年度固定效应	是	是	是
公司固定效应	是	是	是
观测值	9013	15624	23802
调整 R^2	0.350	0.454	0.396

4. 机制检验

(1)工业机器人代替低教育水平劳动力。工业机器人的直接作用是代替人工进行重复性劳动作业,这直接体现为企业低教育水平员工雇佣数量的下降(王永钦和董雯,2020)^[6]。同时,机器人也促进了效率提升和新岗位创造,表现为高教育水平就业人数增加(李磊等,2021)^[12]。因此,本文认为,工业机器人的替代效应在不同的劳动力结构下有所不同。此外,已有研究结论并未分别就企业收入上升和下降时期对劳动力成本调整策略展开分析。针对上述问题,本文进行了实证回归检验,结果如表7所示。其中,因变量均为企业当年员工数量,第(1)列中的自变量为行业机器人应用密度 $Robot_density$,第(2)列加入了收入下降虚拟变量 Dec 与 $Robot_density$ 的交乘项,第(3)—(6)列分别按照企业中本科及以上学历员工数量占比将样本分为高教育水平和低教育水平组,而后再次进行分组检验。参考李磊等(2021)^[12],控制变量包括企业成立时间的自然对数 Age 、 Age 的平方项 $Age2$ 、员工平均薪酬 $Avepay$ 、企业资产的自然对数 $Size$ 、资产负债率 Lev 、总资产回报率 Roa 、资产与收入之比的自然对数 $LnAinten$,以及固定资产与员工数量之比的自然对数 $LnFixeinten$ 。

第(1)列结果显示, $Robot_density$ 的回归系数在1%的水平上显著为正,即总体上工业机器人使用增加了企业劳动力雇佣数量,表现为就业创造效应。需要强调,本文主要关注企业在收入下降时的成本调整情况和策略,这反映在第(2)列中 $Robot_density \times Dec$ 的系数上,该回归系数显著为负,表明工业机器人应用促使企业在收入下降时减缓劳动力扩张速度、减少新员工雇佣。第(3)—(6)列结果显示, $Robot_density$ 的回归系数只在高教育水平组中显著,而 $Robot_density \times Dec$ 的系数只在低教育水平组中显著,且回归系数均存在显著差异。这表明,工业机器人的就业创造效应主要体现为高教育水平劳动力需求的提升,即具有劳动力比较优势的新工作不断被创造;而面对市场萎缩的外部环境,工业机器人既帮助企业及时降本增效以应对外部市场恶化,也促使企业尽力储备高素质人才资源以待未来行业回暖。

综上所述,表7检验结果充分和直接地验证了本文关于机器人使用在收入下降时替代低教育水平劳动力资源,减少劳动力成本粘性的影响机制分析,也回应了现有文献中有关人工替代和就业创造两种效应的争议。

表7 工业机器人应用密度与企业员工数量

变量	<i>Employee</i>					
	全样本	全样本	低教育水平	高教育水平	低教育水平	高教育水平
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
$Robot_density$	0.029 *** (3.230)	0.033 *** (3.893)	0.009 (0.699)	0.031 *** (2.857)	0.015 (1.318)	0.034 *** (2.992)
$Robot_density \times Dec$		-0.010 ** (-2.274)			-0.015 *** (-3.126)	-0.007 (-1.326)

续表 7

变量	Employee					
	全样本	全样本	低教育水平	高教育水平	低教育水平	高教育水平
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
<i>Dec</i>		0.049 *** (5.917)			0.053 *** (6.962)	0.054 *** (5.269)
系数差异检验			0.022 ***		0.008 **	
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年度固定效应	是	是	是	是	是	是
公司固定效应	是	是	是	是	是	是
观测值	24637	24637	10467	10467	10467	10467
调整 R ²	0.959	0.959	0.968	0.970	0.968	0.970

(2) 劳动力成本粘性的分解。劳动力成本的变动主要来自两方面：一是员工数量的变动；二是单位薪酬的变动。面对工业机器人的广泛应用，收入下降时期，公司对于劳动力成本的削减可能来源于对部分员工的辞退，也可能来源于降薪等政策。在表 7 的检验中，本文发现了机器人在收入下降时对低技能水平员工的替代效应。故而想验证工业机器人应用降低成本粘性的作用机制，就需要进一步证明引发成本粘性下降的关键因素是员工数量减少，而非降薪政策。

为开展深入探究，本文参考刘媛媛和刘斌(2014)^[18]的方法，利用平均薪酬法衡量劳动力成本的两个方面。具体来说，用企业上年度平均薪酬与当年员工数量的乘积表示在薪酬不变情况下的劳动力成本，用企业上年度员工数量与本年度平均薪酬的乘积表示在员工数量不变情况下的劳动力成本。进一步，对数量成本的变化值 $\Delta \ln Laborcost_number$ 和薪酬成本的变化值 $\Delta \ln Laborcost_salary$ 再次进行回归，分别得到详细影响结果。

劳动力成本粘性的分解回归结果列示于表 8，第(1)列和第(2)列分别检验了工业机器人应用密度对员工数量粘性和员工薪酬粘性的影响。可以发现，*Robot_density* 显著减少员工数量粘性，但对薪酬成本粘性没有显著影响。可知，工业机器人使用促使企业在产生收入下降时更多地采用改变员工数量的方式调整劳动力成本，如减少新员工雇佣或辞退现有员工等，而非降低员工薪酬待遇，验证了本文对于工业机器人通过替代员工工作降低劳动力成本粘性的机制分析。

表 8 机器人密度与劳动力成本粘性分解

变量	$\Delta \ln Laborcost_number$	$\Delta \ln Laborcost_salary$
	(1)	(2)
<i>Robot_density</i> × <i>Dec</i> × $\Delta \ln Income$	0.216 *** (4.309)	-0.011 (-0.955)
<i>Dec</i> × $\Delta \ln Income$	-1.053 *** (-6.620)	-0.007 (-0.202)
$\Delta \ln Income$	1.353 *** (10.504)	0.061 *** (3.074)
控制变量	控制	控制
年度固定效应	是	是
公司固定效应	是	是

续表 8

变量	$\Delta \ln \text{Laborcost_number}$	$\Delta \ln \text{Laborcost_salary}$
	(1)	(2)
观测值	24628	24615
调整 R^2	0.279	0.049

五、进一步分析

1. “机器人”可行性的调节效应分析

(1)行业可替代性。虽然本文主要逻辑为企业在收入下降时使用工业机器人代替人工生产,但从客观上讲,不同工种下的替代难易度必然存在差别。可以预见,当员工工作更容易被机器人替代时,其对劳动力成本粘性的降低作用更强。为验证这一分析,参考 Graetz 和 Michaels (2018)^[15],本文将属于以下行业的企业划分为高替代性子样本,并进行分组回归检验:汽车制造业、金属制品业、基础金属业、家具木材业、非金属矿物制品业、工业机器制造业、食品饮料与烟草业、医药制造业、橡胶及塑料制品业、其他化学制品制造业、其他制造业。检验结果如表 9 所示,工业机器人应用对劳动力成本粘性的抑制作用只在高可替代性组中存在,组间系数差异在 1% 水平上显著,验证了前述异质性分析。

表 9 行业可替代性分组

变量	$\Delta \ln \text{Laborcost}$	
	低可替代性	高可替代性
	(1)	(2)
$\text{Robot_density} \times \text{Dec} \times \Delta \ln \text{Income}$	0.014 (1.273)	0.102** (2.541)
$\text{Dec} \times \Delta \ln \text{Income}$	-0.493*** (-4.178)	-0.620*** (-3.555)
$\Delta \ln \text{Income}$	0.721*** (10.966)	0.657*** (5.916)
系数差异检验	0.088***	
控制变量	控制	控制
年度固定效应	是	是
公司固定效应	是	是
观测值	14470	10167
调整 R^2	0.404	0.435

(2)地区用工成本。从成本效益或投入回报比率的角度分析,当企业所在地区员工的用工成本更高时,使用效率更高、单位成本更低、更加便捷和安全的工业机器人开展生产更具优势,此时机器人对于劳动力成本粘性的降低作用更强。本研究使用公司所在省份的最低工资水平衡量用工成本。最低工资水平反映了政府对当地劳动力雇佣的强制要求,是企业必须遵守的法规条款,具有较强约束力和广泛应用环境。最低工资水平通常具有多档标准,本文选择将各省份工资标准中最高一档和最低一档进行平均,以反映当地平均用工成本。

表 10 列示了不同用工成本下的回归结果。与前述分析一致,工业机器人对劳动力成本粘性的影响只存在于员工招聘成本更高的样本。该结果进一步证实了工业机器人通过发挥人工替代作用降低劳动力成本粘性的分析,也为本文结论提供了支撑。

表 10 企业用工成本分组

变量	$\Delta \ln Laborcost$	
	低用工成本	高用工成本
	(1)	(2)
$Robot_density \times Dec \times \Delta \ln Income$	0.016 (0.608)	0.082** (2.626)
$Dec \times \Delta \ln Income$	-0.416*** (-3.378)	-0.580*** (-4.679)
$\Delta \ln Income$	0.690*** (7.974)	0.758*** (10.369)
系数差异检验	0.066***	
控制变量	控制	控制
年度固定效应	是	是
公司固定效应	是	是
观测值	10780	13857
调整 R ²	0.415	0.412

2. 劳动力调整成本的调节效应分析

劳动力调整成本是公司调整现有员工数量结构和薪资水平过程中产生的成本,也是劳动力成本粘性形成的决定性因素。当面临较高劳动力调整成本时,即使工业机器人能够起到人工替代作用,企业在经过成本收益均衡分析后也不会随意调整人员结构。因此,劳动力调整成本能够有效干预工业机器人对企业劳动力成本粘性的影响。进一步地,本文从员工解雇成本和公司年龄两个方面检验了这种作用。

(1)员工解雇成本。本文使用企业财务报表附注中,应付职工薪酬明细科目中的职工培训和工会活动经费年度发生额衡量企业的员工解雇成本。原因在于:工会活动和职工培训费用反映了公司在现有员工身上的资源分配额度,该项费用较高时解雇员工会使得原有资金投入无法继续产生收益,对劳动力资源配置效率产生较大负面影响。因此,高职工培训投入的公司不会轻易解雇员工,通过工业机器人使用大量替代人工的可能性也更小。

根据职工培训和工会活动经费的行业年度中位数,本文将企业分成高、低解雇成本两组,分组回归结果如表 11 所示。 $Robot_density \times Dec \times \Delta \ln Income$ 只在低投入水平组中显著,组间系数差异显著,表明在员工培训资源投入较高时,企业使用机器人替代人工的倾向减弱。

表 11 员工解雇成本分组

变量	$\Delta \ln Laborcost$	
	低解雇成本	高解雇成本
	(1)	(2)
$Robot_density \times Dec \times \Delta \ln Income$	0.083*** (3.529)	0.011 (0.226)
$Dec \times \Delta \ln Income$	-0.288*** (-2.935)	-0.489* (-1.727)
$\Delta \ln Income$	0.630*** (11.158)	0.696*** (3.961)

续表 11

变量	$\Delta \ln Laborcost$	
	低解雇成本	高解雇成本
	(1)	(2)
系数差异检验	0.071 **	
控制变量	控制	控制
年度固定效应	是	是
公司固定效应	是	是
观测值	12277	12360
调整 R^2	0.345	0.600

(2)公司年龄(成立时间)。随着年龄增长,公司组织结构和体制通常愈发复杂和僵化,人员结构和经营模式相对固定,不容易受到新技术的影响(Loderer 等,2017^[42]; Maksimovic 和 Phillips, 2008^[43])。而年轻的公司有更强的创新动机,更有可能在经营活动中采用新技术(Hansen, 1992^[44]; Kortum 和 Lerner, 2000^[45])。因此,年轻公司适时调整各部门员工数量和薪酬结构的难度和成本较低,即成立时间较短公司的劳动力调整成本较低。

根据企业的成立年限,本文将企业分为成立时间长短两组进行回归检验,结果如表 12 所示。三项交乘系数只在成立时间较短的样本中显著,组间系数存在显著差异。这表明,工业机器人应用只有在劳动力调整成本较低时表现为人工替代效应。

表 12 成立时间分组

变量	$\Delta \ln Laborcost$	
	成立时间短	成立时间长
	(1)	(2)
$Robot_density \times Dec \times \Delta \ln Income$	0.056 *** (3.399)	0.019 (0.736)
$Dec \times \Delta \ln Income$	-0.322 * (-1.899)	-0.481 *** (-5.286)
$\Delta \ln Income$	0.643 *** (7.976)	0.676 *** (12.652)
系数差异检验	0.037 **	
控制变量	控制	控制
年度固定效应	是	是
公司固定效应	是	是
观测值	11168	13469
调整 R^2	0.393	0.417

3. “机器换人”意愿的调节效应分析

(1)所有权性质。国有企业需要承担额外的政治和社会责任,完成保障社会就业和劳动力市场稳定等政策性任务(Bai 等,2006)^[46]。同时,国有企业大多处于国民经济发展中重要行业的垄断地位,在经营业绩和融资渠道等方面具有可靠保障,经营风险较小。可以推断,即使面临业绩下降压力,国有企业通过裁撤人员或减少雇佣等方式调整成本的可能性较低。因此,国有企业使用机

机器人替代人工的意愿较低,表现为高用工成本粘性(卢锐和陈胜蓝,2015)^[37]。相比之下,民营企业在员工数量调整上具有更大的灵活性和自主性,有可能在高机器人应用水平下降低人工成本以应对业绩压力。因此,如果机器人使用对劳动力成本粘性的缓解是通过发挥替代效应实现的,其作用必然会在不同企业性质样本中表现出差异。

表 13 为不同所有制样本下的回归结果。工业机器人应用密度三项交乘系数在民营企业样本中显著为正,在国有企业样本中不显著,二者间差异也在 5% 的水平上显著。结果表明,工业机器人使用可以有效降低民营企业的劳动力成本粘性,但对国有企业无显著影响。这证实了前文论述,也侧面印证了机器人通过发挥劳动力替代作用影响成本粘性的影响机制。

表 13 企业性质分组

变量	$\Delta \text{LnLaborcost}$	
	民营企业	国有企业
	(1)	(2)
$\text{Robot_density} \times \text{Dec} \times \Delta \text{LnIncome}$	0.044 ** (2.311)	0.016 (0.817)
$\text{Dec} \times \Delta \text{LnIncome}$	-0.461 *** (-3.392)	-0.641 *** (-7.264)
$\Delta \text{LnIncome}$	0.672 *** (8.776)	0.796 *** (11.381)
系数差异检验	0.029 **	
控制变量	控制	控制
年度固定效应	是	是
公司固定效应	是	是
观测值	14437	10200
调整 R ²	0.416	0.398

(2)外部压力。在外部竞争压力下,管理层更加追求效率和收益(Syverson,2004)^[47],倾向于使用机器人降本增效、提升产品竞争优势(Li等,2022)^[48]。为验证这一分析,本文使用赫芬达尔指数衡量市场竞争程度,然后按照其年度中位数分为高市场竞争和低市场竞争样本。分组回归检验结果列示于表 14,工业机器人只在高市场竞争样本中降低了企业劳动力成本粘性,组间系数差异在 5% 的水平上显著。表明当面临更激烈市场竞争时,企业更多使用工业机器人代替人工生产,对劳动力成本粘性的抑制作用更强。

表 14 市场竞争分组

变量	$\Delta \text{LnLaborcost}$	
	低市场竞争	高市场竞争
	(1)	(2)
$\text{Robot_density} \times \text{Dec} \times \Delta \text{LnIncome}$	0.032 (0.352)	0.072 *** (3.055)
$\text{Dec} \times \Delta \text{LnIncome}$	-0.438 *** (-4.486)	-0.567 *** (-3.365)
$\Delta \text{LnIncome}$	0.667 *** (13.059)	0.715 *** (6.005)

续表 14

变量	$\Delta \ln Laborcost$	
	低市场竞争	高市场竞争
	(1)	(2)
系数差异检验	0.040 **	
控制变量	控制	控制
年度固定效应	是	是
公司固定效应	是	是
观测值	11080	13557
调整 R ²	0.364	0.467

(3) 风险应对能力。虽然成本粘性降低有助于企业高效运营,但辞退员工只能解一时之急,当未来经济形势好转并需要扩大生产时,劳动力资源不足可能导致企业在激烈的市场竞争中丧失优势。同时,基于目前严峻的就业形势和压力,辞退员工或减少招聘并不利于我国经济社会的长期健康发展。事实上,劳动力成本只是企业经营成本中的部分内容,在提高整体风险应对能力的基础上保持劳动力雇佣现状,可能是对未来发展更有利的选择。另外,已有研究显示,客户集中度通过发挥供应链信息整合作用降低信息不确定性和成本粘性,表现为合作效应(王雄元和高开娟,2017)^[49]。基于上述分析,本文认为,当客户集中度更高时,企业可以通过加强供应链合作的方式提高风险应对能力,降低使用机器人替代现有员工的意愿。

本文使用前五大客户销售收入占比衡量客户集中度和供应链合作程度,通过该指标的行业年度中位数将样本划分为高低两组后进行了回归分析。结果如表 15 所示,机器人对劳动力成本粘性的降低作用只在低客户集中度样本中存在,表明当供应链合作能力较强时,企业可以通过信息整合、降低消费者需求不确定性、稳定生产经营等方式应对外部风险挑战,不需要通过“机器人换人”的方式调整劳动力成本,一定程度上保证了劳动力市场的稳定性。

表 15 客户集中度分组

变量	$\Delta \ln Laborcost$	
	低客户集中度	高客户集中度
	(1)	(2)
$Robot_density \times Dec \times \Delta \ln Income$	0.069 *** (3.131)	0.025 (0.989)
$Dec \times \Delta \ln Income$	-0.671 *** (-6.037)	-0.250 ** (-2.203)
$\Delta \ln Income$	0.792 *** (12.098)	0.557 *** (7.167)
系数差异检验	0.045 **	
控制变量	控制	控制
年度固定效应	是	是
公司固定效应	是	是
观测值	12159	12478
调整 R ²	0.480	0.372

4. 收入上升时机器人应用的影响分析

本文重点分析了劳动力成本的粘性特征,即收入和成本变化的不对称性如何受到工业机器人

应用的影响。参照大多文献做法(张博等,2022^[19];方巧玲等,2021^[38]),本文主要使用收入下降的情境展示粘性特征。事实上,粘性的减弱可以源于收入下降时成本下降更多,也可以是收入上升时成本上升更少导致的,最终体现为二者间相对性差距的缩小。但考虑到收入稳步上升的情境可能是更普遍的实际情况,增加该情境下劳动力成本粘性的变动情况分析有助于进一步提升本文贡献和价值。因此,本文将模型(1)—(4)中的收入下降虚拟变量 *Dec* 修改为收入上升虚拟变量 *Inc*,并再次进行回归分析,结果如表 16 所示。

第(1)列结果显示,在其他因素不变情况下,收入上升 1% 时劳动力成本上升约 0.626%,而第(2)列中机器人应用密度与收入变化和收入增长变量的三项交乘系数在 5% 的水平上显著为负,表明当机器人应用水平较高时,单位收入增加所需劳动力成本更低,即机器人应用通过提升生产效率帮助企业在收入上升期节约了人力资源成本。综合来看,工业机器人应用在收入下降时通过替代低技能员工降低了劳动力成本粘性(降本),在收入上升时通过提升单位成本生产效率抑制了劳动力成本过度扩张(增效),在两种情境下均表现出了对劳动力成本粘性的缓解作用,有效帮助企业以更加灵活的方式适时调整人力资源成本。

表 16 收入上升时机器人应用密度与劳动力成本变动

变量	$\Delta \ln Laborcost$	
	(1)	(2)
$Inc \times \Delta \ln Income$	0.288 *** (5.554)	0.327 *** (6.358)
$\Delta \ln Income$	0.338 *** (11.475)	0.303 *** (8.643)
$Robot_density \times Inc \times \Delta \ln Income$		-0.050 ** (-2.648)
控制变量	控制	控制
年度固定效应	是	是
公司固定效应	是	是
观测值	24637	24637
调整 R ²	0.411	0.412

5. 机器人应用与企业总成本

聚焦于机器人应用的人工替代效应,本文集中讨论了其对劳动力成本特性的影响。不可避免的是,企业购置机器人以及耗费的生产资料等均会带来额外负担,因此需要进一步分析使用工业机器人对于企业整体经营状况的影响。为缓解这一担忧,本研究检验了工业机器人应用对企业总经营成本和收入间相对变化(收入成本弹性)的影响,结果如表 17 所示。

表 17 机器人应用密度与总收入成本弹性

变量	$\Delta \ln Totalcost$
	(1)
$Robot_density \times \Delta \ln Income$	-0.011 (-0.965)
$Robot_density$	-0.002 (-1.159)
$\Delta \ln Income$	0.844 *** (94.586)

续表 17

变量	$\Delta \ln Totalcost$
	(1)
常数项	0.029 *** (20.564)
年度固定效应	是
公司固定效应	是
观测值	24637
调整 R^2	0.823

其中,因变量 $\Delta \ln Totalcost$ 为企业营业成本自然对数的变化值(劳动力成本和其他成本加总),自变量 $\Delta \ln Income$ 的系数即为企业总收入成本弹性(Banker 等,2014)^[50]。表 17 结果显示,机器人应用密度的交乘项系数为负且不显著,表明当机器人应用密度较高时,未能发现其增加单位收入变动引发的成本变动量,即机器人应用未对企业带来显著成本负担。本文认为,这正是由于机器人发挥人工替代作用,改善成本结构导致的。

六、结论与启示

在人工智能技术飞速发展和应用的时代背景下,本文以 2010—2020 年的中国 A 股上市公司为研究对象,实证检验发现,工业机器人应用产生的替代效应降低了企业的劳动力成本粘性。机制检验结果表明:工业机器人应用导致企业生产经营活动中对低教育水平劳动力的依赖明显下降,低端冗余劳动力资源在业绩下滑时首先被裁撤;将劳动力成本进一步分解后发现,企业采用减少员工数量的直接方式调整劳动力成本,员工薪酬粘性并无明显变化。调节效应的结果显示,工业机器人应用降低劳动力成本粘性的现象在“机器人换人”可行性较高(企业所处行业工作职位被替代可能性较高和所处地区用工成本较高)、员工调整成本和难度较低(较少员工投入和成立时间较短)、“机器人换人”意愿较高(民营、行业竞争程度较高以及客户集中度较低)的样本中更加明显。此外,工业机器人的应用降低了企业应对市场需求和业绩上升时的人力投入,单位劳动力成本投入的产出增加的同时并未额外增加企业的成本负担。

本文的研究结论具有以下实践启示:

第一,对于企业而言,人工智能和自动化技术的进步加速了工业机器人的应用和普及,在我国劳动力供给短缺的潜在风险逐渐攀升、人口成本走高、“机器人换人”需求递增的背景下,工业机器人的应用一方面可以减少生产经营环节对于劳动力的依赖,降低占企业成本支出中大头的劳动力成本的粘性,帮助企业更加灵活应对市场环境变化,降低企业经营的不确定性;另一方面,以往需要大量人工参与的工作可以由机器人代为完成,也使得企业可以更加专注于经济附加值更高的经营任务,对于提升企业运营效率和价值创造具有积极影响。因此,企业应当把握发展趋势,应用工业机器人并积极完成智能制造转型。

第二,对于政府及有关部门而言,应该持续出台相关政策,积极推动工业机器人的研发和应用。例如,为购买和使用工业机器人的企业提供税收优惠或者直接补贴,降低企业的初期投入成本;投资于教育和培训项目,在高校设置相关课程,为工业机器人操作、维护和开发培养专门的人才;资助研究项目,鼓励新的工业机器人技术的开发等。强有力的支持政策是普及工业机器人应用、推动高端智能工业机器人研发国产化的重要保证,也是实现中国制造 2025 和经济高质量发展的重要前提。

第三,对于个人而言,应积极参与学习,不断提升自身能力,以适应智能化发展时代工作任务的需要。工业机器人应用产生了就业替代和创造效应,替代效应对于从事低端任务的劳动者的工作

岗位影响更大,就业创造效应也引发了具有劳动力比较优势的新工作任务的出现,这就需要劳动者根据行业发展趋势,积极储备有关知识和技能以胜任这些新的工作。

第四,虽然工业机器人的应用和普及为经济社会发展带来诸多益处,但其引发的劳动力需求和依赖下降可能导致的企业裁员及失业问题,应当被给予充分的重视。我国当前人口众多的基本国情并没有改变,如何在机器人替代人工的当下,维持就业水平的稳定和就业质量的稳步提升,从而为经济发展和民生改善提供重要支撑,是值得关注的重大问题。本文发现,国有企业中工业机器人应用对于劳动力成本粘性的降低作用相比于民营企业更小,在“机器人换人”的浪潮下,尤其是当市场需求低迷而生产力水平过剩时,国有企业更应充分发挥稳定就业的作用。同时,本文还发现,工业机器人应用对于劳动力成本粘性的降低作用在更加激烈的市场竞争环境和客户集中度较低时更加明显,这也凸显了有序的市场竞争环境和稳定的供应链关系的重要性。此外,政府及有关部门更应当着眼于平衡劳动力供需关系、提高劳动力素质和优化就业结构,发掘二次人口红利潜力,推动实现未来经济的持续高质量增长。

本文也存在一定的局限性。第一,本文的自变量来自 IFR 报告的行业-年度工业机器人安装数量,纵然是一个机器人总量,但并非企业个体实际使用机器人情况,未来的研究可以在企业个体实际使用工业机器人情况方面进一步挖掘新的更准确的度量方式。第二,本文从对工业机器人应用产生的就业替代还是就业创造效应的讨论出发,主要关注了其对于劳动力成本粘性的影响,未来研究可以更多关注工业机器人应用如何通过就业替代或创造影响微观企业其他决策。

参考文献

- [1]陈秋霖,许多,周羿.人口老龄化背景下人工智能的劳动力替代效应——基于跨国面板数据和中国省级面板数据的分析[J].北京:中国人口科学,2018,(6):30-42,126-127.
- [2]李丫丫,潘安.工业机器人进口对中国制造业生产率提升的机理及实证研究[J].上海:世界经济研究,2017,(3):87-96,136.
- [3]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].南京:产业经济研究,2020,(3):127-142.
- [4]孙早,侯玉琳.工业智能化如何重塑劳动力就业结构[J].北京:中国工业经济,2019,(5):61-79.
- [5]杨光,侯钰.工业机器人的使用、技术升级与经济增长[J].北京:中国工业经济,2020,(10):138-156.
- [6]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].北京:经济研究,2020,(10):159-175.
- [7]Acemoglu, D., and P. Restrepo. Robots and Jobs; Evidence from US Labor Markets [J]. Journal of Political Economy, 2020, 128, (6): 2188-2244.
- [8]闫雪凌,朱博楷,马超.工业机器人使用与制造业就业:来自中国的证据[J].北京:统计研究,2020,(1):74-87.
- [9]Acemoglu, D., and P. Restrepo. Automation and New Tasks; How Technology Displaces and Reinstates Labor [J]. Journal of Economic Perspectives, 2019, 33, (2): 3-30.
- [10]孔高文,刘莎莎,孔东民.机器人与就业——基于行业与地区异质性的探索性分析[J].北京:中国工业经济,2020,(8):80-98.
- [11]王晓娟,朱喜安,王颖.工业机器人应用对制造业就业的影响效应研究[J].北京:数量经济技术经济研究,2022,(4):88-106.
- [12]李磊,王小霞,包群.机器人的就业效应:机制与中国经验[J].北京:管理世界,2021,(9):104-119.
- [13]Bessen, J. E., S. M. Impink, L. Reichensperger, and R. Seamans. The Business of AI Startups [R]. SSRN Working Paper, 2018.
- [14]Dauth, W., S. Findeisen, J. Suedekum, and N. Woessner. Adjusting to Robots; Worker-level Evidence [R]. Opportunity and Inclusive Growth Institute Working Papers, 2018.
- [15]Graetz, G., and G. Michaels. Robots at Work [J]. Review of Economics and Statistics, 2018, 100, (5): 753-768.
- [16]Donangelo, A., F. Gourio, M. Kehrig, and M. Palacios. The Cross-section of Labor Leverage and Equity Returns [J]. Journal of Financial Economics, 2019, 132, (2): 497-518.
- [17]Anderson, M. C., R. D. Banker, and S. N. Janakiraman. Are Selling, General, and Administrative Costs “Sticky”? [J]. Journal of Accounting Research, 2003, 41, (1): 47-63.

- [18]刘媛媛,刘斌.劳动保护、成本粘性与企业应对[J].北京:经济研究,2014,(5):63-76.
- [19]张博,杨丽梅,陶涛.人口老龄化与劳动力成本粘性[J].北京:会计研究,2022,(1):59-69.
- [20]He,J.,X. Tian,H. Yang,and L. Zuo. AsymmetricCost Behavior and Dividend Policy[J]. Journal of Accounting Research,2020,58,(4):989-1021.
- [21]Weiss,D. CostBehavior and Analysts' Earnings Forecasts[J]. The Accounting Review,2010,85,(4):1441-1471.
- [22]Gihleb,R.,O. Giuntella,L. Stella,and T. Wang. Industrial Robots, Workers' Safety, and Health[J]. Labour Economics,2022,78,102205.
- [23]Autor,D. H. Why Are There Still So Many Jobs? The History and Future of Workplace Automation[J]. Journal of Economic Perspectives,2015,29,(3):3-30.
- [24]胡晟明,王林辉,董直庆.工业机器人应用与劳动技能溢价——理论假说与行业证据[J].南京:产业经济研究,2021,(4):69-84.
- [25]Acemoglu,D.,and P. Restrepo. Demographics and Automation[J]. The Review of Economic Studies,2022,89,(1):1-44.
- [26]梁上坤.管理者过度自信、债务约束与成本粘性[J].天津:南开管理评论,2015,(3):122-131.
- [27]施先旺,刘志宇.管理层异常积极语调与企业成本管理——基于上市公司管理层讨论与分析的文本分析[J].武汉:会计论坛,2021,(2):19-37.
- [28]Kama,I.,and D. Weiss. Do Earnings Targets and Managerial Incentives Affect Sticky Costs? [J]. Journal of Accounting Research,2013,51,(1):201-224.
- [29]梁上坤.机构投资者持股会影响公司费用粘性吗? [J].北京:管理世界,2018,(12):133-148.
- [30]Chen,C. X.,H. Lu,and T. Sougiannis. The Agency Problem, Corporate Governance, and the Asymmetrical Behavior of Selling, General, and Administrative Costs[J]. Contemporary Accounting Research,2012,29,(1):252-282.
- [31]Banker,R. D.,D. Byzalov,and L. T. Chen. Employment Protection Legislation, Adjustment Costs and Cross-country Differences in Cost Behavior[J]. Journal of Accounting and Economics,2013,55,(1):111-127.
- [32]徐慧,吴昊旻,方巧玲.灾难冲击与民营企业劳动力成本粘性[J].武汉:中南财经政法大学学报,2023,(2):146-160.
- [33]刘斌,李冰心,王雷.劳动保护是否限制企业的用工灵活性[J].天津:现代财经(天津财经大学学报),2016,(12):35-49.
- [34]Zhang,M. B. Labor-technology Substitution; Implications for Asset Pricing[J]. The Journal of Finance,2019,74,(4):1793-1839.
- [35]Acemoglu,D. Technical Change, Inequality, and the Labor Market[J]. Journal of Economic Literature,2002,40,(1):7-72.
- [36]周记顺,宋颜希.新型基础设施建设对地区出口的影响——来自国家智慧城市试点的证据[J].南京:产业经济研究,2022,(5):115-128.
- [37]卢锐,陈胜蓝.货币政策波动与公司劳动力成本黏性[J].北京:会计研究,2015,(12):53-58,97.
- [38]方巧玲,徐慧,郝婧宏.股权质押与劳动力成本粘性:代理观抑或效率观[J].南京:审计与经济研究,2021,(6):81-90.
- [39]Chang,H.,X. Dai,E. Lohwasser,and Y. Qiu. Organized Labor Effects on SG&A Cost Behavior[J]. Contemporary Accounting Research,2022,39,(1):404-427.
- [40]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].北京:中国工业经济,2020,(5):80-98.
- [41]张路,李金彩,张瀚文,王会娟.管理者能力影响企业成本粘性吗? [J].北京:会计研究,2019,(3):71-77.
- [42]Loderer,C.,R. Stulz,and U. Waelchli. Firm Rigidities and the Decline in Growth Opportunities[J]. Management Science,2017,63,(9):3000-3020.
- [43]Maksimovic,V.,and G. Phillips. The Industry Life Cycle, Acquisitions and Investment; Does Firm Organization Matter? [J]. The Journal of Finance,2008,63,(2):673-708.
- [44]Hansen,J. A. Innovation, Firm Size, and Firm Age[J]. Small Business Economics,1992,4,37-44.
- [45]Kortum,S.,and J. Lerner. Assessing the Contribution of Venture Capital to Innovation[J]. RAND Journal of Economics,2000,31(4):674-692.
- [46]Bai,C. E.,J. Lu,and Z. Tao. The Multitask Theory of State Enterprise Reform; Empirical Evidence from China [J]. American Economic Review,2006,96,(2):353-357.
- [47]Syverson,C. Market Structure and Productivity; A Concrete Example[J]. Journal of Political Economy,2004,112,(6):1181-1222.
- [48]Li,Y.,N. Shi,and S. T. Sun. Robot Penetration and State-dependent Resource Adjustments: Evidence from Cost Elasticity[R]. SSRN Working Paper,2022.
- [49]王雄元,高开娟.客户关系与企业成本粘性:敲竹杠还是合作[J].天津:南开管理评论,2017,(1):132-142.
- [50]Banker,R. D.,D. Byzalov,and J. M. Plehn-Dujowich. Demand Uncertainty and Cost Behavior[J]. The Accounting Review,2014,89,(3):839-865.

Artificial Intelligent Manufacturing and Labor Cost Stickiness: From the Perspective of Industrial Robot Penetration

TIAN Gao-liang¹, SHI Nuo^{1,2}, LIU Xiao-feng¹

(1. School of Management, Xi'an Jiaotong University, Xi'an, Shanxi, 710049, China;

2. School of Business, City University of Hong Kong, HongKong, 999077, China)

Abstract: Industrial robots are important for upgrading China's industrial structure and promoting high-quality economic development. Industrial robots are used in various production and management activities, arousing widespread attention to their possible economic consequences. The widespread application of industrial robots not only replaces human work in some simple, repeated, and high-risk fields, improves production efficiency and quality, but also promotes the transformation and upgrading of traditional manufacturing industries. Existing studies have fully discussed the employment replacement and job creation effects caused by the application of industrial robots from the macro and micro perspectives, but there are relatively few studies on how it affects the decision-making of enterprises based on this. Therefore, based on the two effects discussed above, and combined with the current situation of China's labor supply and industrial structure, this paper studies the impact of industrial robot application on the stickiness of firm-level labor costs.

We find that the application of industrial robots significantly reduces firm-level labor cost stickiness. Specifically, the application of industrial robots reduces the dependence on labor in business and operations, and enterprises cut more low-skilled redundant labor resources when performance declines, adjusting labor costs by reducing the number of employees rather than reducing employee compensation. In addition, the reducing effect of industrial robot application on labor cost stickiness is more obvious when the feasibility of labor replacement is high, the cost of labor adjustment is low, in private enterprises, the degree of market competition is high, and the degree of customer concentration is low. The conclusion of this paper enriches the research on the economic consequences of industrial robot applications, adds to the literature on influencing factors of labor cost stickiness, provides direct China evidence on the robot replacement effect and, thereafter, improves enterprises' efficiency.

Based on the above research findings, this paper provides the following practical suggestions: First, under the background of increasing risk of potential labor supply shortage and rising labor costs, the application of industrial robots can help to reduce the stickiness of labor costs through reducing the dependence of business operation on labor. On the one hand, the reduced labor cost stickiness can thereafter help enterprises respond to changes in the market environment more flexibly and reduce the uncertainty of their business operations. On the other hand, work that used to require much manual participation can be completed by machines, enabling enterprises to focus on business tasks with higher economic added value, which positively impacts enterprise operation efficiency and value creation. Therefore, enterprises should acknowledge the development trend, implement industrial robots, and actively catch up to the artificial-intelligent manufacturing transformation. Second, for the government and relevant departments, relevant policies should be continuously introduced to promote industrial robot application and development activities, which are important prerequisites for optimizing the employment structure, raising labor productivity, and realizing Made in China 2025; also important guarantees for fully tapping the potential of the second demographic dividend and promoting the sustained and high-quality growth of the future economy. Third, the application of industrial robots has a greater impact on the jobs of workers engaged in low-skilled routine tasks, and the job creation effect has also led to the emergence of new tasks with labor-comparative advantages. Therefore, individuals should actively participate in learning and constantly improve their ability to adapt to the needs of tasks in the era of intelligent development. Fourth, based on the labor market structure and industrial structure, the labor displacement effect of robot penetration may have adverse effects on employment. The state-owned holding, maintaining an orderly market competition environment, and having a stable supply chain relationship are efficient ways to alleviate the negative impact of the displacement effect.

Key Words: industrial robots; labor cost stickiness; labor displacement effect; job creation effect

JEL Classification: E24, J30, M41

DOI:10.19616/j.cnki.bmj.2023.09.002

(责任编辑:张任之)