

复印报刊资料

# 劳动经济与劳动关系

F103·月刊

2019年 第 1 期

LABOR ECONOMY AND LABOR RELATIONS



# 劳动经济与劳动关系

2019.1

(月刊)

主管:中华人民共和国教育部  
主办:中国人民大学  
编辑出版:中国人民大学书报资料中心  
中心主任:武宝瑞  
总编辑:高白龙  
副总编辑:钱蓉 李军林

学术支持单位:中国人民大学  
劳动人事学院

编委会

主任:杨伟国

编委(按姓氏音序排列):

常凯 崔勋 冯喜良

赖德胜 李海峥 李实

唐镛 田小宝 杨河清

杨伟国 姚先国 曾湘泉

张车伟 赵耀辉 赵忠

执行编委:唐镛

责任编辑:徐明

编辑部地址:北京市海淀区中关村大街  
甲59号文化大厦

电话:(010)62514976

通信:北京9666信箱

邮政编码:100086

刊号:ISSN 1671-346X

CN 11-4727/F

出版日期:每月8日

发行:中国人民大学书报资料中心

发行范围:公开发行

邮发代号:80-359

印刷:北京科信印刷有限公司

订购:全国各地邮局

中国人民大学书报资料中心  
市场部

订购电话:(010)82503412、82503438

82503029、82503439

开户银行:中国银行北京人大支行

户名:中国人民大学书报资料中心

账号:344156031742

广告热线:(010)62514919

广告发布登记证:

京海工商广登字20170128号

书报资料中心网址:

<http://www.zlzx.org>

## 综合研究

3 生命价值、职业伤害成本低估与安全事故 张国胜等

## 劳动经济

17 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

程虹等

34 人工智能应用的就业效应研究综述

杨伟国等

42 “机器换人”背景下劳动力就业问题的思考 吴锦宇、葛乙九

49 西部地区省域居民收入差异演变及其城乡静动态

分解研究

黎毅、李丽辉

## 人力资源管理

57 在岗培训提高了企业绩效和员工的议价能力吗?

——基于中国制造业企业的证据

张志强

66 工作狂型CEO对组织绩效的影响研究

李全等

## 劳动关系

74 村寨经济体系下和谐劳动关系的政策构建与操作实务

——以贵州乡村地区为例

郭静、何博闻

## 劳动法律法规

81 加强劳动保护对企业财务杠杆的影响

——来自中国《劳动合同法》的证据

李准等

93 索引

96 英文目录

【劳动经济】

# 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

程虹 陈文津 李唐

**【摘要】**作为一个正处于经济转型关键期的制造业大国,中国工业机器人的发展现状、未来与影响是一个十分重要的研究课题。然而,由于一手调查数据的缺乏,现有文献并未就上述问题展开全面的实证分析。针对现有文献的缺憾,本文综合运用2015、2016和2018年连续三轮的“中国企业—劳动力匹配调查”(CEES)数据,就机器人在中国的发展趋势及其对企业的影响效应进行了深入的实证研究。运用加权统计、倾向得分匹配、预测分析等多种识别策略,本文研究发现:第一,近年来机器人在我国呈现爆发性增长趋势,已对中国近1/3以上的制造业企业产生影响。按照现有投资增速,我国机器人使用覆盖率、使用密度将在2025年前后逼近先进国家水平。第二,机器人对我国劳动力市场的整体替代效应为0.3%;并且,上述影响效应对不同技能劳动力存在非对称性影响,非技能劳动力受到机器人的“换人”冲击更大。第三,我国企业的机器人使用存在明显的微观差异,生产率异质性、政府的政策偏倚是造成机器人使用具有微观差异的重要原因。第四,因果推断表明,机器人使用对我国企业的生产效率、质量能力和管理效率具有重要的促进效应,并能在较大程度上降低企业经营的不确定性风险;根据现有机器人投资增速数据,我国机器人对劳动力市场的整体替代效应将在2025年前后攀升至4.7%。本文的研究结论对全面认知我国机器人的发展现状与宏观经济影响具有重要的借鉴意义。

**【关键词】**机器人;中国企业—劳动力匹配调查;加权统计;倾向得分匹配;预测分析

**【作者简介】**程虹,陈文津,李唐,武汉大学质量发展战略研究院中国企业调查数据研究中心,宏观质量管理湖北省协同创新中心,竞争政策与经济高质量发展研究中心,电子邮箱:919637855@qq.com,738949731@qq.com,948934079@qq.com。

**【原文出处】**《宏观质量研究》(武汉),2018.3.1~21

**【基金项目】**本研究受教育部哲学社会科学研究重大课题攻关项目(15JZD023)、国家科技支撑计划课题(2015BAH27F01)和国家社科基金重大项目(16ZDA045)资助。

## 一、引言

工业机器人(以下简称机器人)是面向工业领域的多关节机械手或多自由度的机器人。它是自动执行工作的机器装置,是依靠电脑程序预先编程或人工智能技术设定而实现各种制造功能的机器设备(ISO,2014)。根据政策研究者的理解,作为工业4.0的重要代表,机器人的使用将引发人类在制造业领域生产流程、组织管理、产品质量、创新路径、劳动力需求等方面的一系列变革,对人类的经济活动和劳

动力市场产生重要影响(IFR,2018)。因此,作为一个正在快速发展中的新兴经济现象,对机器人的发展趋势及其对企业影响的实证研究,无疑将具有重要的理论与政策价值。

近年来,随着国际机器人联盟(IFR)有关世界各国机器人销售与应用等方面宏观数据的推广,国内外学界开始对机器人问题有所关注。运用技能—工作任务的匹配性一般均衡模型,Acemoglu and Restrepo(2017,2018)就机器人使用对宏观经济的影响

效应进行了开创性的理论和实证研究。一方面,他们认为,由于机器人在执行体力性、程序性工作(例如焊接、刷漆、组装、包装、码垛等)上具有更好地精确性、稳定性,机器人使用将造成非技能劳动力对于上述工作任务的比较优势趋于下降。因此,机器人引入将造成短期非技能劳动力的替代效应。另一方面,理论分析表明,机器人将促进产品精度、产品多样性和差异化的有效提升,并将促进企业生产效率的持续提高。考虑到机器人需要更多的技能劳动力进行管理操作,机器人使用将引发企业生产率、技能劳动力需求的同时性增长。在稳态均衡路径下,考虑到劳动力人力资本积累的充分弹性,机器人使用对非技能劳动力的短期替代将通过这一部分劳动力人力资本水平的有效调整而进行对冲;因此,机器人使用对长期经济的影响效应将是显著而乐观的:对全要素生产率提升具有促进效应,而对劳动力市场并不会发生令人担忧的“换人”现象。

围绕理论猜测,Acemoglu以及部分学者运用美国、欧盟机器人使用的宏观数据,就上述现象展开了一定程度的实证研究。他们的主要实证发现是:机器人使用能够有效推动发达经济体的全要素生产率改进,并在短期内对非技能劳动力产生1~2个百分点的即期冲击。然而,从10~20年跨度的长期角度进行观测,机器人对劳动力的“换人”效应趋近于0(Acemoglu and Restrepo, 2017, 2018; Sachs and Kotlikoff, 2012; Korinek and Stiglitz, 2017)。

然而,作为一个正处于经济转型关键期的制造业大国,对中国工业机器人的发展现状、未来与影响的研究却较为缺乏。由于高质量微观一手调查数据的缺失,现有文献只能从机器人联盟(IFR)所披露的中国宏观总体数据对中国工业机器人的一般性发展趋势进行简单的概述,无法深入剖析中国机器人在使用规模、使用密度、投资增速等方面的年度变化,更无法就中国机器人未来的发展趋势做出准确的预测分析。并且,一手调查数据缺乏,还造成现有文献多基于美国、欧盟机器人发展及其影响的实证研究结论而对机器人在中国的潜在影响进行直接猜测,而无法从中国经济转型、产业结构的真实情境出发,就机器人对于中国经济在生产率效率、质量升级、管

理效率、经营风险、劳动力需求等多维度的影响效应进行契合中国实际情况的实证分析(李丫丫等, 2018; 吕洁等, 2017; 周文斌, 2017)。总之,由于缺乏高质量的微观一手调查数据,现有文献对于中国机器人发展的现状、未来的研究仍然较为薄弱,而对上述问题的厘清,正是我们就机器人对中国宏观经济潜在影响进行准确评估的重要基础。尤为关键的是,由于市场经济环境、经济结构、政策因素与发展模式上的差异,机器人使用对发达国家的影响机制、影响效应的具体结论也并不能直接适用于中国这样的发展中大国。缺乏对机器人发展、未来变化趋势及真实影响等关键性特征性事实的一维分析,将使中国的机器人研究难以摆脱“盲人摸象”的尴尬境地。

幸运的是,“中国企业—劳动力匹配调查”(CEES)对我国机器人相关问题的持续追踪,为我们破解中国机器人发展及其对企业影响的这一谜题提供了可能。运用2015、2016两年的“中国企业—劳动力匹配调查”(CEES)数据,Cheng et al.(2018)对中国机器人崛起的现象进行了开创性的实证研究。上述文献发现,中国机器人使用的增速拐点出现在2013年前后,而这正是中国人口红利趋于消失、劳动力成本快速上升的重要时间节点。因此,应对劳动力短缺、劳动力成本上升的经济压力,是我国企业快速引入机器人的重要原因。此外,基于“中国企业—劳动力匹配调查”(CEES)的丰富调查数据,上述文献进一步发现:除应对劳动力成本快速上升的经济压力外,我国政府对机器人使用的补贴优惠也是推动机器人快速增长的另一重要因素。上述文献初步展现了近年来我国机器人使用的发展现状,并就机器人使用的经济因素、潜在影响进行了一定程度的描述性分析,提供了重要的研究启示。然而,由于前期调查数据在指标维度、观测年度与调查区域上的制约,上述文献对工业机器人在中国发展现状、未来趋势与影响效应的实证研究,仍有待于进一步的调查数据进行丰富和完善。

为突破我国机器人研究领域的瓶颈,2018年“中国企业—劳动力匹配调查”(CEES)从全新的角度对工业机器人的相关调查指标进行了设计。首先,参照ISO、IFR等国际组织有关机器人的精确定义,2018年“中国企业—劳动力匹配调查”(CEES)将数控

机器、机器人进行了科学区分,从而避免了前期实证数据由于难以充分剥离机器人、数控机器而可能引致的测度误差问题。其次,参照IFR有关世界各国机器人宏观统计的指标设计思路,2018年“中国企业—劳动力匹配调查”突破了前期调查仅询问是否使用机器人的简单方法,构建了涵盖企业机器人使用台套数、设备现值、使用年份、主要用途、主要品牌、进口比重、年度投资金额、年度购买台套数以及未来机器人投资计划的一系列指标,从而不仅可以全面描述我国机器人的发展现状,并可基于微观数据就我国机器人的未来发展趋势进行较为精准的预测分析。不仅如此,上述问卷的科学设计,也保证了本文可以在相同的统计口径下,就我国机器人的发展现状进行较为准确地跨国比较,从而为我们更好地了解中国机器人的发展现状、未来发展趋势提供了数据支持。第三,更为严格、科学的随机分层抽样,为本文从微观数据出发研究机器人发展对我国经济发展的宏观意义提供了关键性的技术支撑。本次调查从2015、2016两年的广东、湖北两省拓展到广东、江苏、湖北、四川和吉林五省,受访县区从原来的39个拓展到102个,全面调查我国东、中、西部不同区域企业的发展状况,从而使本文对于机器人的统计分析能够更为全面地反映中国经济的整体状况。有效样本数量上,本次调查从原有的1,208家受访企业拓展到1,939家受访企业,样本容量扩充接近61%,更大的样本容量进一步保证了统计结论的稳健性。此外,全程的电子调查,使得企业就业人数、区域就业总量等关键性指标更为精准,这就为加权统计方法的系统运用提供了便利,从而使本文就机器人在我国的发展趋势及其对企业影响的准确分析成为了可能。

综上,为充分运用2018年“中国企业—劳动力匹配调查”(CEES)的数据优势,本文在借鉴Cheng et al. (2018)等前期研究的基础上,针对机器人使用在我国的增长过程,机器人如何“换人”,哪些企业倾向使用机器人,机器人对于企业生产效率、质量能力、管理效率和经营风险的影响效应,机器人的未来发展趋势及其对劳动力市场的长期替代效应等关键性问题,展开全面的实证研究。本文的主要贡献在于:第一,运用高质量微观调查数据,首次较为完整地梳理

了我国企业2008~2017的最近10年间机器人的使用发展状况,并就2018年~2025年我国企业的机器人使用趋势进行了较为准确的预测分析;第二,运用倾向得分匹配的识别策略,就机器人的“换人”效应进行了较为细致的实证研究,并就机器人对我国劳动力市场的非对称性影响进行了统计分析,在方法上规避了选择性偏误对上述问题准确分析的潜在干扰;第三,运用科学的加权统计方法,从生产率异质性、政府政策偏倚等因素出发就机器人使用的微观差异进行了系统剖析;第四,运用因果推断的识别策略,就机器人使用对我国企业在生产效率、质量能力、管理效率、经营风险、劳动力需求等维度的影响效应进行了创新性的实证研究,在方法上规避了遗漏变量偏误、双向因果效应等对上述问题准确估计的不利影响。

本文剩余部分章节安排如下:第二部分是现状分析,重点阐述近年来我国机器人使用的一般性趋势,并依据使用密度等指标进行跨国比较;在此基础上,依托投资增速数据,就我国2018~2025年的工业机器人发展进行预测分析;第三部分是机器人的“换人”效应研究,运用倾向得分匹配的识别策略,本部分就机器人使用对劳动力市场整体的替代效应进行科学评估,并从技能劳动力、非技能劳动力以及资本密集型行业、劳动密集型行业等不同细分维度出发,就机器人使用对劳动力市场的非对称性影响进行实证分析;第四部分是异质性分析,从行业、所有制、出口类型、资本状况、研发创新、人力资本、市场力量、补贴等不同维度出发,就机器人使用在我国企业的微观差异进行系统阐述;第五部分是影响效应分析,采用简单的因果推断方法,就机器人使用对我国企业的影响效应从多个维度进行实证研究。最后是结论。

## 二、近年来我国机器人应用爆发性增长

“中国企业—劳动力匹配调查”(CEES)数据表明,近年来我国企业工业机器人应用呈现爆发性增长的趋势,机器人覆盖率、使用规模和对宏观经济的影响程度正快速提高。基于调查企业样本的加权统计分析,我们主要有如下几个方面的重要发现:

### (一)机器人覆盖率突破10%

第21页表1给出了最近10年我国机器人使用主

要发展情况的一般性统计结果。基于对广东、江苏、湖北、四川和吉林等5个代表性省份1,882家受访企业的随机分层调查,统计发现:最近10年来中国机器人的使用覆盖率有了快速增长,使用机器人的企业比例从2008年以前的不到2%提高到2017年的13%,年均增速高达21%。进一步分析发现,在整体迅猛增长的同时,我国机器人覆盖率的提升也存在较大程度的区域差异。我国制造业规模较大、经济对外开放程度较高的广东、江苏两省,在机器人使用方面一直处于领先优势。其中,2008年广东、江苏两省的机器人覆盖率分别较全国平均水平高出1和3个百分点;而到我国劳动力数量出现拐点的2013年,上述两省的机器人覆盖率较全国平均水平的领先程度则分别扩大到2到4个百分点。到2017年,广东、江苏两省的机器人覆盖率进一步提高到18%和19%,分别较全国平均水平高出5到6个百分点。考虑到近年来机器人在我国的快速推广,以及广东、江苏等沿海地区机器人覆盖率更快增长的特征性事实,“中国企业—劳动力匹配调查”(CEES)的经验证据表明:中国企业使用机器人的内生动力较为明显。考虑到近10年来我国面临人口红利消失、劳动力成本上升的转型压力(Li et al., 2012; Li et al., 2017, 蔡昉, 2013),我国机器人覆盖率的整体快速增长尤其是沿海开放地区机器人覆盖率的更快提高,可以认为:劳动力成本快速上升的转型压力,是驱动我国机器人使用快速崛起的重要原因。

## (二) 机器人使用规模高速增长

表1进一步给出了最近10年我国机器人价值、台套数、使用密度以及投资增速等维度的统计分析。与现有文献多侧重于从机器人覆盖率(robot dummy)探讨中国机器人的发展趋势及其对企业的影响有所不同(Cheng, Li and Jia, 2018; Cheng et al., 2018),依托“中国企业—劳动力匹配调查”的最新问卷设计,本文首次更为全面地描述了近年来我国企业在机器人使用规模上的发展现状。从中,我们可得出如下几个重要结论:

第一,机器人投资增速年均高达57%。基于全部1,882份有效样本的加权统计结果表明,截至2017年末,我国企业使用机器人设备的平均现值为

307万元,2015—2017年最近3年机器人设备的投资增速平均高达57%,也就是说:作为第四次工业革命的重要代表,机器人正以每2年设备投资规模扩大近1.2倍的超高速度在我国企业快速推广。进一步地,分省统计结果表明:机器人使用规模的扩张,仍然更多地集中在广东、江苏等沿海发达地区。2017年末,上述两省企业经加权平均的机器人设备现值平均为382万元和418万元,分别较平均水平高出24%和36%。与之相反,对于湖北、四川等中、西部的代表性省份而言,机器人设备现值平均分别为288万元、149万元,较平均水平偏低6.2%和51.5%。作为正处于转型阵痛期的老工业基地的代表,2017年末吉林省企业的机器人设备平均现值也仅为166万元,这一数值则不到平均水平的60%。上述指标表明,机器人在我国爆发性增长的同时,地区之间发展不平衡的矛盾依然突出。

第二,机器人使用密度快速提升但与先进国家存在较大差距。与现有文献、报告多从规模以上企业进行机器人使用密度的统计分析有所不同(Cheng et al., 2018; IFR, 2018),“中国企业—劳动力匹配调查”按照严格的随机分层抽样方法调查了我国5个代表性省份的近2000家不同规模的企业样本,并且严格搜集了上述抽样地区的就业人口总数与企业的雇佣人数。因此,我们可以采用加权平均的统计方法,对我国企业的机器人使用台数、使用密度进行更为准确的实证分析。表1的统计结果表明,2017年末我国每100家企业机器人使用台套数平均为112台,其中最高水平的广东省(177台)是最低水平四川省(49台)的3.6倍。进一步分析发现,我国机器人使用的整体水平仍然不高。2017年末,我国机器人占全部机器设备的现值比例仅为2.1%,而对于机器人发展较为领先的广东、江苏而言,上述指标也平均仅为3%、2.8%,这表明机器人应用在我国仍处于起步阶段,绝大多数设备仍然是工业2.0、工业3.0的传统机器设备。与之相似,我们分析了机器人占全部数控机器设备现值的比例。结果表明,截至2017年末,机器人占全部数控机器设备现值的比例平均为18.7%,广东、江苏两省上述指标分别为24.7%、20.2%,均未突破30%的水平。综上所述,现阶段我

表1 近年来我国机器人使用的主要发展情况(中国企业—劳动力匹配调查,2018年)

	全部样本 (N=1,882)	广东省 (N=439)	江苏省 (N=335)	湖北省 (N=428)	四川省 (N=343)	吉林省 (N=319)
	Mean(s.d.)	Mean(s.d.)	Mean(s.d.)	Mean(s.d.)	Mean(s.d.)	Mean(s.d.)
<b>1. 机器人覆盖率</b>						
2008年以前使用机器人(dummy)	0.02(0.15)	0.03(0.16)	0.05(0.21)	0.01(0.11)	0.01(0.08)	0.03(0.17)
2013年以前使用机器人(dummy)	0.07(0.26)	0.09(0.28)	0.11(0.31)	0.04(0.19)	0.04(0.20)	0.07(0.26)
2017年使用机器人(dummy)	0.13(0.34)	0.18(0.38)	0.19(0.40)	0.08(0.27)	0.10(0.30)	0.10(0.31)
<b>2. 机器人价值</b>						
机器人现值(万元)	307(1,719)	382(1,902)	418(2,046)	288(1,725)	149(1,191)	166(847)
机器人占机器设备价值比例(%)	2.1(9.6)	3.0(10.5)	2.8(10.6)	2.4(2.5)	2.6(11.9)	1.7(9.9)
机器人占数控设备价值比例(%)	18.7(34.7)	24.7(37.6)	20.2(35.8)	15.2(33.1)	11.3(28.9)	18.7(33.5)
进口机器人占机器人价值比例(%)	49.0(46.1)	38.0(45.6)	53.9(44.3)	53.3(47.0)	43.8(47.2)	61.6(45.6)
<b>3. 机器人台套数与使用密度</b>						
机器人台套数(台/100家企业)	112(340)	177(435)	165(389)	58(239)	49(210)	108(339)
进口机器人台套数(台/100家企业)	35(118)	39(128)	63(152)	21(91)	15(74)	40(130)
机器人使用密度(台/万人)	39(214)	53(208)	33(129)	22(116)	35(266)	54(306)
<b>4. 机器人增速</b>						
机器人投资增速(%)	57(162)	61(165)	53(163)	50(149)	34(128)	64(173)
进口机器人投资增速(%)	4.5(42)	1.8(28)	10.2(61)	2.8(33)	4.3(42)	3.9(41)

注:根据“中国企业—劳动力匹配调查”(CEES)相关指标进行统计整理。括号外数值为平均值(mean),括号内数值为标准差(standard deviation)。

国制造业仍处于工业2.0为主、工业3.0和4.0“并行发展”的交叠式发展阶段。机器人要想成为我国制造业的主要技术装备,还有相当长的道路要走。此外,表1、第24页图1比较了我国与世界其他国家和地区的机器人使用密度情况。基于严格的随机分层抽样、加权统计,“中国企业—劳动力匹配调查”数据表明,2017年末我国企业的机器人使用密度为39台/万人,上述指标显著低于现有文献基于规模以上企业数据的统计结果(68台/万人, Cheng et al., 2018; IFR, 2018)。这表明,考虑到不同规模企业在机器人应用的异质性状况,我国的机器人使用密度仍然显著低于世界平均水平(74台/万人)。跨国分析表明,我国机器人使用密度在全球仍处于中等偏下水平,与墨西哥(31台/万人)、波兰(32台/万人)、马来西亚(34台/万人)、泰国(49台/万人)等新兴经济体处于同一发展水平,但与机器人使用密度最高的韩国(631台/万人)、新加坡(488台/万人)、德国(309台/万人)、日本(303台/万人)以及瑞典(223台/万人)仍存在相当差距。

第三,机器人发展的进口替代趋势较为明显。本次调查的统计表明,我国机器人发展的进口替代趋势较为明显。表1数据显示,截至2017年末,我国每100家企业的进口机器人台套数平均为35台,约占每100家平均机器人台套数(112台)的31.3%。进一步地,统计分析发现,2017年末我国企业进口机器人占机器人价值比例平均为49%,并且进口机器人的最近3年投资增速(4.5%)要远低于机器人的整体投资增速(57%)。综上所述,统计表明:我国的机器人使用具有较为显著的进口替代特征,超过一半的机器人市场已实现了不同程度进口替代。此外,第24页图2描述了在我国销量最多的前7大国际品牌工业机器人的占比情况。我们发现,上述7大主要国际品牌的占比总和为62.3%,远低于其在国际市场92%的平均市场份额(IFR, 2018)。

(三)机器人已对我国1/3以上的制造业企业产生影响

基于加权统计的分析策略,第23页表2给出了

不同分组企业在劳动力人数、资产规模、销售收入、出口总额、固定资产净值、利润总额等指标上的累积分布情况。通过对2008年、2013年和2017年等不同代表性年份上述指标的对比分析,我们发现:最近10年来,机器人对我国经济的影响呈现出不断加深的发展趋势。一方面,以劳动力人数为例,使用机器人企业所雇佣的劳动力人数占样本总体的比例从2008年的12%逐步提升到2013年的25%和2017年的37%,10年之间快速提升约25个百分点,这表明:基于“中国企业—劳动力匹配调查”数据,我国约有40%的制造业劳动力人口已受到机器人使用的潜在影响。另一方面,以资产总额、销售收入、固定资产、利润等指标为例,加权统计表明:最近10年来,使用机器人企业所拥有的生产要素投入、产出等关键指标占样本总体的比例已从2008年的9%~12%提高到2017年的32%~33%,10年之间快速提高约20~24个百分点。上述统计结果表明,采用随机分层抽样的加权统计分析,机器人已对我国超过30%的制造业企业产生了潜在影响。此外,出口数据的统计结果表明,使用机器人企业对我国出口的影响大于其对劳动力、制造业企业的整体影响。最近10年来,使用机器人企业的出口总额占样本总体的比例已从2008年的12%提高到2017年的40%,上述比例值较其对劳动力人数影响偏高约3个百分点。

### 三、机器人如何“换人”

基于“中国企业—劳动力匹配调查”数据,本文运用倾向得分匹配的识别策略,选择规模、所有制、出口、资本—劳动比、行业类型等变量作为匹配变量,基于k近邻匹配的原则构造1:1配对的子样本<sup>①</sup>。在此基础上,通过消除选择性偏误对统计分析的干扰,本文通过比较子样本不同分组企业在2015~2017年间劳动力人数的增速差异,就机器人如何“换人”展开实证分析。

从中,我们有如下两个方面的重要发现:

(一)机器人对我国劳动力市场的整体替代效应约为0.3个百分点

基于加权统计的分析策略,第25页表3给出了PSM子样本前提下不同分组企业在2015~2017年劳动力人数平均增速方面的差异情况。从中,我们可

以得出如下三个主要结论:

第一,机器人对使用企业劳动力的整体替代效应约为2.6%。基于PSM构造的子样本,统计分析发现:2015~2017年全部样本企业劳动力人数的平均增速约为-0.2个百分点,即我国制造业劳动力人数的就业规模年均下降0.2%,这与现有文献认为中国已于2013年前后达到劳动力拐点的实证发现基本一致(蔡昉,2013;Li et al.,2017)。进一步分析表明,与未使用机器人的企业相比,使用机器人的企业最近3年劳动力人数增速为-1.5%,与对照组(1.1%)相比偏低2.6个百分点。这表明,在不同分组企业之间规模、所有制、出口、资本—劳动比、行业类型等因素的选择性偏差充分控制的前提下,考虑到当前的机器人使用密度(39台/万人),机器人对使用企业劳动力的整体替代效应约为2.6%,也就是说机器人造成了使用企业2.6%的劳动力人数被替代。考虑到使用机器人企业2017年末平均1,189人的就业规模(表2),现有的机器人使用密度约造成上述企业平均31个人被替代。

第二,机器人对我国劳动力市场整体的替代效应约为0.3个百分点。表3的统计结果表明,在其他因素充分控制的前提下,现有的机器人使用密度对试验组(使用机器人)企业劳动力的平均替代效应约为2.6%。考虑到我国企业2017年的机器人覆盖率为13%(表1),上述统计结果表明:在现有机器人使用密度的前提下,机器人使用对我国劳动力市场的整体替代效应为0.3个百分点( $13\% \times 2.6\%$ ),也就是说机器人将造成我国劳动力市场整体约0.3%的劳动力人数被替代。考虑到使用机器人企业2017年末平均1,189人的就业规模(表2),在现有的机器人使用密度和覆盖率水平下,我国企业整体平均将有4个人被替代( $31 \times 0.13$ )。

第三,对劳动密集型行业而言,机器人对劳动力整体的替代效应更强。对于全部调查的二位制造业行业而言,我们按平均资本—劳动比是否大于等于中位值将行业分作劳动密集型、资本密集型两种类型。基于分行业类型统计,表3的PSM子样本统计结果表明:对于劳动密集型行业而言,机器人对使用企业劳动力整体的替代效应约为2.9个百分点,这较



表2 不同分组企业规模占样本总体比例的差异(中国企业—劳动力匹配调查,2018年)

	全部样本(N=1,882)		使用机器人(N=246)		不使用机器人(N=1,636)	
	Mean(s.d.)	占样本总体比例(%)	Mean(s.d.)	占样本总体比例(%)	Mean(s.d.)	占样本总体比例(%)
1.截至2008年						
劳动力人数(人)	456(1,119)	100	2,189(2,523)	12	381(945)	88
资产总额(亿元)	5.9(22.1)	100	22.7(42.5)	11	4.4(17.4)	89
销售收入(亿元)	6.9(30.6)	100	29.4(57.7)	12	5.0(24.5)	88
出口总额(亿元)	0.9(3.9)	100	4.4(8.5)	12	0.8(3.6)	88
固定资产净值(亿元)	1.3(4.3)	100	4.7(6.9)	9	1.0(3.5)	91
利润总额(亿元)	0.1(0.3)	100	0.4(0.4)	8	0.1(0.3)	92
2.截至2013年						
劳动力人数(人)	456(1,119)	100	1,626(2,057)	25	340(875)	75
资产总额(亿元)	5.9(22.1)	100	15.0(29.2)	20	4.1(17.2)	80
销售收入(亿元)	6.9(30.6)	100	18.8(39.7)	22	4.7(24.4)	78
出口总额(亿元)	0.9(3.9)	100	3.0(7.3)	25	0.7(3.4)	75
固定资产净值(亿元)	1.3(4.3)	100	3.5(5.6)	20	1.0(3.4)	80
利润总额(亿元)	0.1(0.3)	100	0.4(0.4)	22	0.1(0.2)	78
3.截至2017年						
劳动力人数(人)	456(1,119)	100	1,189(1,805)	37	306(816)	63
资产总额(亿元)	5.9(22.1)	100	11.7(26.4)	32	3.7(16.6)	68
销售收入(亿元)	6.9(30.6)	100	13.6(34.4)	33	4.3(24.2)	67
出口总额(亿元)	0.9(3.9)	100	2.6(6.7)	40	0.6(3.1)	60
固定资产净值(亿元)	1.3(4.3)	100	2.8(5.1)	32	0.9(3.3)	68
利润总额(亿元)	0.1(0.3)	100	0.3(0.4)	33	0.1(0.2)	67

注:根据“中国企业—劳动力匹配调查”(CEES)相关指标进行统计整理。括号外数值为平均值(mean)或百分比(%),括号内数值为标准差(standard deviation)。

资本密集型行业的相应指标(2.2%)高出0.7个百分点。相似地,在现有机器人覆盖率的前提下,机器人对劳动密集型行业劳动力整体的替代效应为0.4个百分点,其较资本密集型行业的相应指标(0.3%)高出约0.1个百分点。在相同计算方法下,这意味着在现有的机器人使用密度和覆盖率水平下,对于我国劳动密集型行业的企业而言,其平均将有5个人被替代;对于我国资本密集型行业的企业而言,其平均将有3个人被替代。在相同条件下,机器人对劳动密集型行业企业的劳动力替代数量要多出2个人。

(二)机器人对不同技能水平劳动力具有非对称性影响

将中高层管理人员、技术设计人员作为技能劳动力,将一线生产员工作为非技能劳动力,表3进一

步分析了机器人对我国不同技能水平劳动力的影响效应。结果表明,机器人对不同技能水平劳动力的影响效应具有较为显著的非对称性。

第一,机器人对技能劳动力具有显著的增进效应。表3的统计结果发现,在选择性偏误充分控制的前提下,现有机器人使用密度对试验组(使用机器人)企业技能劳动力的平均替代效应约为-3.6%,也就是说机器人使用将造成试验组企业技能劳动力增加约3.6%。考虑到现有的机器人覆盖率水平和使用密度,上述统计的宏观含义是:在现有情况下,机器人使用将引致我国劳动力市场的技能劳动力需求整体增加约0.5个百分点。进一步分析表明,机器人对技能劳动力的增进效应在资本密集型行业更为明显。与劳动密集型行业相比,机器人对资本密集型

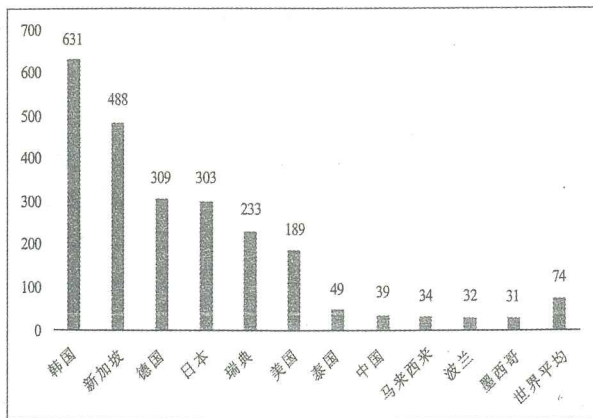


图1 我国机器人使用密度与世界其他主要国家的对比分析

资料来源:1、中国统计数据,根据“中国企业—劳动力匹配调查”(CEES)进行整理。世界其他国家数据,根据国际机器人联盟(IFR,2018)的公开数据进行整理。

行业企业的技能劳动力的整体增进效应约为0.7个百分点,这一数值是劳动密集型行业企业(0.2)的3.5倍。

第二,机器人对非技能劳动力具有显著的替代效应。表3的统计结果发现,在其他特征因素充分剔除的前提下,现有机器人使用密度对试验组(使用机器人)企业非技能劳动力的平均替代效应约为2.9%,也就是说机器人使用将造成上述企业的非技能劳动力减少约2.9%。考虑到现有的机器人覆盖水平和使用密度,这一指标的劳动力市场均衡含义是:在现有情况下,机器人使用将造成我国劳动力市场的非技能劳动力需求整体下降约0.4个百分点。有趣的是,将企业按资本密集型、劳动密集型行业进行分组统计,我们发现:机器人对上述两类行业非技能劳动力的整体替代效应均为0.4个百分点,机器人对非技能劳动力的“换人”效应不存在明显的行业特征差异。

第三,机器人的主要用途或是造成其对不同技能水平劳动力存在非对称性影响的重要原因。“中国企业—劳动力匹配调查”统计了不同企业使用机器人的主要用途情况,图3给出了不同类型用途的占比情况。结果发现:焊接(23.4%)、组装(15.5%)、搬运(12%)、码垛(9.2%)和包装(8.2%)是最重要的前五大用途,而根据劳动经济学的工作任务分类(Autor,

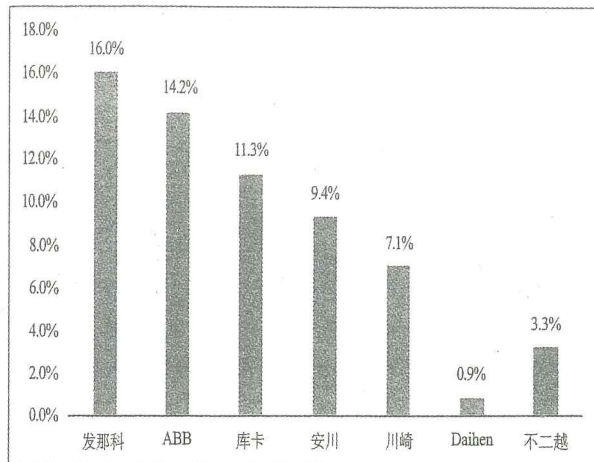


图2 国外主要机器人品牌在我国的分布情况

资料来源:根据“中国企业—劳动力匹配调查”(CEES)进行整理。

2003, 2010; Acemoglu and Autor, 2011),机器人的上述用途主要替代的是体力性(manual)、程序性(routine)的工作任务,非技能劳动力对这一部分工作任务具有更强的比较优势。基于调查结果,我们并未发现机器人在抽象性(abstract)工作任务上的大规模应用,而这一部分工作正是技能劳动力具有比较优势的领域。一方面,考虑到机器人用途对体力性、程序性工作任务替代作用,可解释机器人为什么对非技能劳动力具有更强的替代效应。另一方面,考虑到机器人用途暂未渗透到抽象性工作任务领域,并且操作、管理和运用机器人需要更高技能的劳动力,可解释机器人为什么对技能劳动力具有一定程度的增进效应。此外,考虑到体力性、程序性工作任务在不同行业之间的相似性(Autor et al., 2013),这或可解释机器人对非技能劳动力的“换人”效应为什么不存在明显的行业特征差异。

#### 四、什么样的企业在用机器人

由于缺乏微观层面的机器人调查数据,除少数文献外(Cheng et al., 2018),现有文献并未就不同企业间机器人使用的差异进行实证研究。依托“中国企业—劳动力匹配调查”的丰富调查数据,本文首次采用加权统计分析的方法,就机器人使用在我国企业不同行业、不同所有制、不同出口类型的分布状况进行完整的实证分析。在此基础上,进一步选择资本

状况、研发创新、市场力量、人力资本、补贴状况等维度因素,就使用机器人分组企业与未使用机器人分组企业的系统性差异进行进一步剖析。

(一)机器人使用存在高度的行业集中性

下页表4给出了使用机器人分组企业、未使用机器人分组企业与全部样本企业在不同制造业二位行业之间的分布情况。加权统计表明,我国的机器人使用存在高度的行业集中性。一方面,机器人使用主要集中在汽车制造业(20%)、电气机械和器材制造业(15%)、计算机、通信和其他电子设备制造业(10%)、专用设备制造业(8%)和通用设备制造业(7%)等五大行业,上述二位行业占使用机器人企业的比例超过60%,远大于未使用机器人分组企业在上述行业的分布比例(28%)。从产业特点上看,机器人高度集中的行业具有较强的资本密集型、技术密集型特点,属于我国具有较高生产率的行业部门(Brandt et al., 2012)。另一方面,对于占全部制造业企业67%的其他21个行业而言,其占使用机器人企业的比例则不超过40%,甚至对皮革制品、印刷、黑色金属、有色金属等行业而言,机器人使用占比均为0%。从产业特点上看,除运输设备制造、医药制造、

化学原料制品等部门外,机器人使用占比偏低的行业多具有较强的劳动密集型特征,属于我国生产率中等甚至偏低的行业部门(Brandt, 2015; Cheng, Li and Li, 2018)。

综上所述,机器人使用的行业分布统计表明:现阶段我国机器人的使用仍主要集中于高生产率行业,生产率异质性或是引致机器人使用存在较大行业差异的重要原因。上述实证研究结论进一步验证了较早文献基于小样本、横截面数据所做出的实证

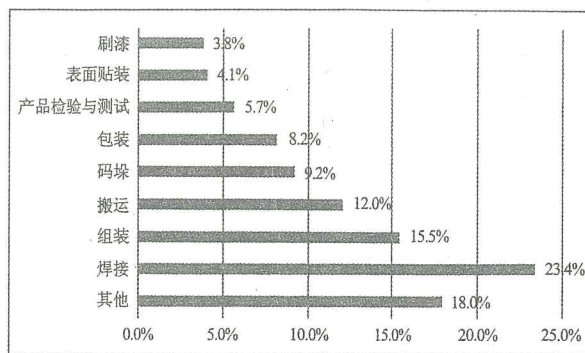


图3 机器人的主要用途分析

资料来源:根据“中国企业—劳动力匹配调查”(CEES)进行整理。

表3 使用机器人对劳动力的替代分析(中国企业—劳动力匹配调查,2018年)

	劳动力增速(%)				
	全部样本(g1)	使用机器人(g2)	不使用机器人(g3)	机器人对于使用企业劳动力的替代程度	“机器换人”的整体影响
	Mean(s.d.)	Mean(s.d.)	Mean(s.d.)	(g3-g2)	(加权统计)
<b>1. 劳动力总体</b>					
全部样本	-0.2(15.0)	-1.5(15.3)	1.1(13.8)	2.6	0.3
劳动密集型行业	-0.2(14.9)	-1.6(15.2)	1.3(12.3)	2.9	0.4
资本密集型行业	-0.4(15.3)	-1.5(15.5)	0.7(11.4)	2.2	0.3
<b>2. 技能劳动力</b>					
全部样本	4.3(30.7)	6.1(41.2)	2.5(29.1)	-3.6	-0.5
劳动密集型行业	4.6(37.3)	5.5(43.9)	3.7(36.9)	-1.8	-0.2
资本密集型行业	4.0(24.7)	6.5(42.2)	1.5(19.3)	-5.0	-0.7
<b>3. 非技能劳动力</b>					
全部样本	-0.3(46.5)	-1.7(42.9)	1.2(60.3)	2.9	0.4
劳动密集型行业	-0.5(51.2)	-2.0(79.2)	1.1(48.5)	3.1	0.4
资本密集型行业	-0.2(40.2)	-1.5(37.0)	1.2(54.2)	2.7	0.4

注:根据“中国企业—劳动力匹配调查”(CEES)相关指标进行统计整理。括号外数值为平均值(mean),括号内数值为标准差(standard deviation)。

表4 我国机器人使用的行业分布统计(中国企业—劳动力匹配调查,2018年)

	使用机器人(N=246)	不使用机器人(N=1,636)	全部样本(N=1,882)
	百分比(%)	百分比(%)	百分比(%)
汽车制造业	20	4	7
电气机械和器材制造业	15	7	8
计算机、通信和其他电子设备制造业	10	4	4
专用设备制造业	8	7	7
通用设备制造业	7	7	7
家具制造业	4	2	2
文教、工美、体育和娱乐用品制造业	4	2	3
非金属矿物制品业	4	10	9
金属制品业	4	4	4
农副食品加工业	3	5	5
化学原料和化学制品制造业	3	4	4
橡胶和塑料制品业	3	4	4
铁路、船舶、航空航天和其他运输设备	3	1	1
食品制造业	2	4	4
酒、饮料和精制茶制造业	2	3	3
纺织业	2		6
医药制造业	2	3	3
纺织服装、服饰业	1	7	6
木材加工和木材制品业	1	2	2
仪器仪表制造业	1	1	1
其他行业	1	2	2
皮革、毛皮制品及制鞋业	0	4	3
造纸和纸制品业	0	2	1
印刷和记录媒介复制业	0	3	3
黑色金属冶炼和压延加工业	0	1	1
有色金属冶炼和压延加工业	0	1	1
总体	100	100	100

注:根据“中国企业—劳动力匹配调查”(CEES)相关指标进行统计整理。其他行业,是指调查样本小于20家企业的烟草、石油、煤炭及其他燃料加工业、化学纤维制造业、其他制造业、废弃资源综合利用业、金属制品和机械修理业等7类二位行业的总和。对于全部行业,我们按使用工业机器人的行业分布由高到低进行降序排列。

判断(Cheng et al., 2018)。

(二)机器人使用的所有制与出口类型分布存在偏倚

表5进一步刻画了使用机器人分组企业、未使用机器人分组企业与全部样本企业在所有制类型、出口类型上的分布情况。加权统计结果表明,与未使用机器人分组企业、全部样本企业相比,使用机器人分组企业在所有制、出口类型分布上存在高度的偏倚。

第一,机器人使用更偏向于国有、港澳台和外资企业。加权统计表明,对于使用机器人企业分组而言,国有、港澳台和外资企业的占比分别为12%、15%和16%,分别较全部企业样本中上述三类所有制企业的占比偏高3、6和10个百分点。与之相反,对于占全部样本企业比例76%的民营企业而言,其使用机器人的比例则仅为57%,两者存在21个百分点的显著差距。一方面,机器人使用更集中于国有企业,或与上述所有制类型企业获得较高比例的政

表5 我国机器人使用的所有制和出口类型分布(中国企业—劳动力匹配调查,2018年)

	使用机器人(N=246)	不使用机器人(N=1,636)	全部样本(N=1,882)
	百分比(%)	百分比(%)	百分比(%)
1.所有制分布			
国有企业	12	8	9
民营企业	57	80	76
港澳台企业	15	8	9
外资企业	16	4	6
总体	100	100	100
2.出口类型分布			
出口发达国家和地区的企业	37	22	23
出口发展中国家和地区的企业	21	12	13
非出口企业	42	66	64
总体	100	100	100

注:根据“中国企业—劳动力匹配调查”(CEES)相关指标进行统计整理。

府补贴、信贷优惠有较大关系(Cheng, Li and Li, 2018);另一方面,作为外生先进技术引进、消化和吸收的重要微观载体,机器人使用在港澳台、外资企业的高度集中则表明机器人使用在我国的发展过程仍然延续了较为经典的技术扩散模式(Coe and Helpman, 1995; 庄子银, 2007; Benhabib, Perla and Tonetti, 2014)。此外,较高的进入壁垒有可能是造成民营企业难以进入高生产率行业而造成机器人使用比例不高的重要原因(Randt, 2015; Naughton, 2017)。

第二,机器人使用更加集中于出口企业。加权统计表明,对于使用机器人分组企业而言,出口发达国家和地区、出口发展中国家和地区的企业占比分别为37%、21%,分别较全部企业样本中上述两类出口类型企业的占比偏高14和8个百分点。与之相反,对于占全部样本64%的非出口企业而言,其使用机器人的比例则仅为42%,两者之间存在22个百分点的明显差距。综上,本文对机器人使用的出口类型分布统计表明,机器人使用更偏向于出口企业,尤其是出口到发达国家和地区的企业。考虑到出口企业、出口到发达国家和地区的企业平均具有更高的生产率水平,我们的统计分析进一步验证了部分较早文献的前期推断:与国际贸易的新新贸易理论相似,生产率异质性或造成机器人使用在中国存在企业间差异的一个重要原因(Melitz, 2003; Cheng et al., 2018)。

### (三)机器人使用的其他企业特征分析

选择资本状况、研发创新、市场力量、人力资本和补贴状况等因素,下页表6就使用机器人分组企业与未使用分组企业的特征差异进行了进一步的剖析。从中,我们有如下几个方面的新发现:

第一,机器人使用企业的资本密集度较高。一方面,分组统计结果表明,使用机器人分组企业,2017年末的人均固定资产净值为31万元,较对照组企业(不使用机器人分组)高出15%。另一方面,分组统计结果显示,使用机器人分组企业有更高概率选择使用数控机器设备。使用机器人分组企业而言,2017年末使用数控机器设备的比例为64%,较对照组企业(不使用机器人分组)高出31个百分点。

第二,机器人使用企业的研发创新能力普遍更强。一方面,分组统计结果表明,对于使用机器人企业而言,2017年末的研发强度为1.5%,已较为接近OECD国家的平均水平(Wei et al., 2017);然而对于未使用机器人企业而言,这一指标仅为1.0%,两者之间存在较大差距。这表明,更为注重研发创新投入的企业更为倾向于使用机器人。另一方面,使用有效专利数量作为研发创新结果的衡量指标,我们发现:对于使用机器人分组企业而言,2017年末的有效专利总数、国内有效专利总数、国际有效专利总数分别为62个、59个和3个,其分别是不使用机器人分组

表6 我国机器人使用的主要企业特征差异(中国企业—劳动力匹配调查,2018年)

	使用机器人(N=246)	不使用机器人(N=1,636)	全部样本(N=1,882)
	Mean(s.d.)	Mean(s.d.)	Mean(s.d.)
1. 资本状况			
人均固定资产净值(万元/人)	31(51)	27(52)	28(54)
使用数控机器(dummy)	0.64(0.48)	0.33(0.47)	0.38(0.48)
2. 研发创新			
研发支出/销售收入(%)	1.5(3.5)	1.0(3.3)	1.1(3.4)
有效专利总数(个)	62(195)	12(85)	22(121)
国内有效专利个数(个)	59(198)	11(66)	21(110)
国外有效专利个数(个)	3(29)	1(16)	1(21)
3. 市场力量			
主要产品的本地市场份额(%)	17(27)	15(25)	15(25)
主要产品的全国市场份额(%)	11(18)	8(16)	8(17)
主要产品的国际市场份额(%)	5(16)	2(11)	3(12)
4. 人力资本			
大专以上学历的员工占比(%)	25(18)	21(21)	21(20)
本科以上学历的员工占比(%)	11(12)	8(12)	9(12)
5. 补贴状况			
全部补贴金额(万元)	250(749)	70(374)	99(456)
创新补贴金额(万元)	26(87)	8(51)	11(61)
机器设备补贴金额(万元)	13(51)	3(25)	5(32)

注:根据“中国企业—劳动力匹配调查”(CEES)相关指标进行统计整理。括号外数值为平均值(mean),括号内数值为标准差(standard deviation)。

企业的5.2倍、5.4倍和3倍。这表明,研发创新绩效更高的企业有更高的概率使用机器人。

第三,机器人使用企业具有更高的市场竞争力。我们采用企业生产的主要产品在不同市场的市场份额作为市场竞争力的衡量指标。分组统计表明,对于使用机器人企业而言,其产品在本地区市场<sup>②</sup>、全国市场和国际市场的市场份额平均为17%、11%和5%,分别较不使用机器人分组企业高出2、3和3个百分点。这表明,机器人使用企业往往具有更高的市场竞争力,这进一步印证了生产率异质性是引致机器人使用存在企业间差异的重要原因(Cheng et al., 2018)。

第四,机器人使用企业具有更优的人力资本结构。对不同受教育程度员工占比的分层统计结果表明,对于使用机器人企业而言,其拥有的大学专科、本科以上学历的员工占比显著偏高,两者分别为25%和11%,较对照组(不使用机器人)分别高出4和

3个百分点。这表明,机器人使用企业往往具有更高的人力资本密集度。考虑到机器人对不同技能劳动力的非对称性影响,本文的实证研究表明:机器人使用与技能劳动力存在较为明显的互补效应。

第五,政府补贴是驱动机器人使用的重要外部因素。调查表明,使用机器人分组与不使用机器人分组企业在获得的政府补贴总额、创新补贴金额和机器设备补贴金额上都存在较为明显的组间差异。其中,使用机器人分组企业获得的政府补贴总额、创新补贴和机器设备补贴金额分别为250万元、26万元和13万元,其较对照组企业(不使用机器人)分别高出3.6倍、3.3倍和4.3倍。这说明,除劳动力成本上升、生产率异质性是引致机器人使用存在企业间差异的内部因素外,企业之间在获得政府补贴上的差异是造成机器人使用存在微观异质性的重要外部因素。上述统计发现,进一步从进入壁垒上解释了我国企业在机器人使用上的所有制分布偏倚现象,

即为为什么国企有更高比例选择使用机器人。

### 五、机器人为企业带来了什么

依托“中国企业—劳动力匹配调查”所构建的微观企业面板数据,本文有效解决了遗漏变量偏误、双向因果关系等内生性问题对于机器人影响效应实证分析的潜在干扰。为充分控制机器人引入与企业绩效的共时性变化(simultaneous changes),并考虑到机器人引入对于结果指标的滞后性影响,我们选择2013年及以前使用机器人的企业作为试验组,并将剩余企业作为对照组,采用分组加权统计的方法比

较上述两组企业在生产率、资本回报率、质量能力、管理效率和经营风险上的差异(表7)。在此基础上,我们就机器人的未来发展趋势进行预测分析(表8),并考察机器人“换人”效应的长期变化(见下页图4)。

本部分的实证研究发现主要有如下4点:

#### (一)机器人使用将促进企业绩效提升

首先,机器人使用将推动我国企业生产效率的有效改进。对于2013年以前使用机器人的企业分组而言,其2017年末的劳动生产率(人均销售收入)平均为107万元,较对照组(2013年以前不使用机器人)

表7 使用机器人对企业的影响分析(中国企业—劳动力匹配调查,2018年)

	2013年前使用机器人 (N=133)	2013年前未使用机器人 (N=1,749)	全部样本 (N=1,882)
	Mean(s.d.)	Mean(s.d.)	Mean(s.d.)
<b>1. 绩效状况</b>			
劳动生产率(人均销售收入,万元/人)	107(145)	79(171)	84(181)
全要素生产率(索洛余值)	0.43(0.58)	0.01(0.61)	0.32(0.62)
<b>2. 资本回报率</b>			
销售利润率(%)	6.9(15.1)	3.1(18.2)	3.4(17.8)
资产收益率(ROA,%)	7.4(18.6)	6.0(16.9)	6.0(16.8)
<b>3. 质量能力</b>			
质量能力得分(0-1ratio)	0.599(0.103)	0.510(0.136)	0.519(0.136)
<b>4. 管理效率</b>			
管理得分(0-1ratio)	0.664(0.113)	0.587(0.140)	0.594(0.139)
<b>5. 经营风险</b>			
风险程度(标准差/销售收入预期值)	0.12(0.17)	0.19(0.42)	0.18(0.40)

注:根据“中国企业—劳动力匹配调查”(CEES)相关指标进行统计整理。括号外数值为平均值(mean),括号内数值为标准差(standard deviation)。

表8 我国机器人未来的发展趋势(中国企业—劳动力匹配调查,2018年)

	全部样本 (N=1,882)	广东省 (N=439)	江苏省 (N=335)	湖北省 (N=428)	四川省 (N=343)	吉林省 (N=319)
	Mean(s.d.)	Mean(s.d.)	Mean(s.d.)	Mean(s.d.)	Mean(s.d.)	Mean(s.d.)
<b>1. 机器人覆盖率</b>						
计划使用机器人(dummy)	0.10(0.30)	0.09(0.28)	0.17(0.38)	0.08(0.27)	0.10(0.30)	0.10(0.29)
2020年使用机器人(dummy)	0.21(0.40)	0.23(0.42)	0.32(0.47)	0.15(0.36)	0.17(0.38)	0.17(0.38)
2025年使用机器人(dummy)	0.22(0.41)	0.24(0.43)	0.33(0.47)	0.15(0.36)	0.19(0.39)	0.18(0.38)
<b>2. 机器人台套数与使用密度</b>						
2020年机器人使用密度(台/万人)	136(1,197)	237(1,928)	147(839)	90(880)	127(1,117)	58(375)
2025年机器人使用密度(台/万人)	323(3,034)	566(5,002)	306(1,842)	202(2,218)	298(2,867)	79(589)

注:根据“中国企业—劳动力匹配调查”(CEES)相关指标进行统计整理。括号外数值为平均值(mean),括号内数值为标准差(standard deviation)。

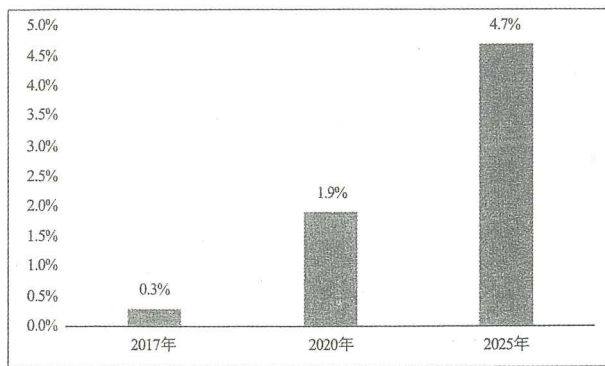


图4 机器人“换人”效应的预测分析

资料来源:根据“中国企业—劳动力匹配调查”(CEES)进行整理。

企业的相应指标(79万元)显著偏高35.4%。相似地,采用销售收入剔除劳动力、资本、直接材料投入的索洛余值作为全要素生产率的代理变量,统计发现:对于2013年以前使用机器人的企业分组而言,其2017年末的全要素生产率均值为0.43,较对照组(2013年以前不使用机器人)企业的相应指标(0.01)显著偏高43%。进一步地,通过对标准差的分组比较,我们发现:对于使用机器人企业分组而言,其在劳动生产率、全要素生产率指标上的标准差均小于不使用机器人分组。这表明,两组企业的生产率差异并不存在异常值(outlier)所带来的干扰。因此,从大样本统计推断角度,本文发现:机器人使用是造成企业生产效率改进的重要原因。

其次,机器人使用将促进我国企业资本回报率的明显提升。对于2013年以前使用机器人的分组企业而言,其2017年末的销售利润率平均为6.9%,较对照组企业的相应指标(3.1%)显著偏高3.8个百分点。相似地,采用资产收益率(ROA)作为资本回报率的代理变量,统计发现:对于2013年以前使用机器人的企业分组而言,其2017年末的ROA均值平均为7.4%,这也较对照组企业的相应指标(6%)显著偏高1.4个百分点。并且,上述两类变量的标准差分析基本剔除了异常值造成组间差异干扰的可能。综上,从大样本加权统计的角度出发,本文发现:机器人使用是促进我国企业资本回报率提升的重要原因。

(二)机器人使用将引致企业质量能力与管理效率的“双提高”

基于“中国企业—劳动力匹配调查”的前期数

据,现有文献认为:质量能力、管理效率的“双提高”对现阶段中国企业的转型升级具有重要影响(程虹,2018;李唐等,2018;戴翔等,2018;Cheng et al.,2017;CEES研究团队,2017;程虹等,2016;邓悦等,2016;余淼杰等,2016)。运用“中国企业—劳动力匹配调查”(CEES)的最新数据,本文的实证研究进一步发现:机器人使用则是推动现阶段我国企业质量能力与管理效率“双提高”的重要原因。

第一,机器人使用将引致我国企业质量能力的有效提升。对于2013年以前使用机器人的分组企业而言,其2017年末的质量能力得分平均为0.599,较对照组(2013年以前不使用机器人)企业的相应指标(0.510)显著偏高17.5%。由于我们的统计分析方法有效剔除了遗漏变量偏误、双向因果关系所造成的内生性问题,上述结果表明:机器人使用是促进我国企业质量能力提升的重要途径。在其他因素控制的前提下,在现有的机器人覆盖率、使用密度的前提下,机器人使用将引致企业质量能力提升17.5%。

第二,机器人使用将推动我国企业管理效率的显著提高。运用Bloom and Van Reenen(2007)创建的管理得分测度方法,分组统计表明:对于2013年以前使用机器人的分组企业而言,其2017年末的管理得分平均为0.664,较对照组企业(不使用机器人)平均高出13.1%。上述统计结果表明:在遗漏变量偏误、双向因果关系等内生性问题充分控制的前提下,机器人使用是促进我国企业管理效率提高的重要原因。平均而言,考虑到现有的机器人覆盖率和使用的密度,机器人使用将推动我国企业管理效率平均提高13%。

(三)机器人使用将降低企业经营的不确定性

政策研究者认为,作为工业4.0的重要代表,机器人的使用将引发制造业生产流程的进一步创新优化,并使得产品生产与市场需求更为紧密地结合起来,从而有效降低企业经营的不确定性风险。然而,由于微观数据的缺乏,对于上述问题学界并未采用实证方法予以验证。针对上述问题,2018年“中国企业—劳动力匹配调查”(CEES)首次引入了Bloom等学者开创的不确定性问题的研究思路(Bloom et al.,



2017),将企业家对今后2年不同情形下销售收入的预测结果引入了微观调查,并采用单位预期销售收入的标准差作为经营风险的代理变量,从而有效突破了机器人使用对企业经营不确定性的测度问题。

表8的统计结果表明,机器人使用能够有效降低企业经营的不确定性风险。一方面,对于2013年以前使用机器人的分组企业而言,其2017年末的风险指数平均为0.12,较对照组(2013年以前不使用机器人)企业的相应指标(0.19)显著偏低36.8%。另一方面,两组企业风险指数的标准差分析表明,与对照组相比,2013年以前使用机器人企业的风险指数的标准差(0.17)显著偏低,仅为对照组相应指标(0.42)的40.5%。这表明,机器人引入不仅将有效降低企业经营的风险水平,而且将显著减少企业家在风险预测上的误判可能。

#### (四)机器人的“换人”效应将不断提升

表8和图4的预测分析结果表明:随着我国机器人覆盖率、使用密度在未来数年的不断提高,机器人的“换人”效应将不断攀升。

第一,预测分析表明,机器人的覆盖率和在使用密度将在2025年前后逼近世界先进水平。2018年“中国企业—劳动力匹配调查”(CEES)搜集了受访企业未来几年有关工业机器人投资计划的关键数据。基于上述数据,本文采用相同的加权统计策略,对未来数年我国机器人覆盖率、使用密度进行了较为准确的预测分析。表8报告了不同代表性时段我国机器人覆盖率、使用密度的预测结果。统计表明,对于目前尚未使用机器人的1,636家企业而言,约有10%的企业将在未来数年内引进机器人。在此基础上,我国的机器人覆盖率将于2020年突破20%;到2025年,这一指标约在22%左右。进一步地,根据受访企业披露的未来3年机器人投资增速,我们测算了我国根据上述增速在2020年、2025年的机器人使用密度情况。

结果表明,2020年我国的机器人使用密度将达到136台/万人,这一指标将与2016年芬兰的平均水平(138台/万人)基本一致。假设投资增速不变,2025年我国的机器人使用密度将达到323台/万人,这一

指标将超过2016年日本(303台/万人)、德国(309台/万人)的现有水平,仅较同期韩国(631台/万人)、新加坡(488台/万人)偏低。这表明,我国机器人的覆盖率、使用密度将在2025年前后逼近世界先进水平。

第二,机器人对我国劳动力市场的整体替代效应将在2025年前后达到近5个百分点。根据表8预测分析所确定的机器人覆盖率、机器人使用密度等关键性指标,图4分析了在现有机器人对劳动力替代关系的前提下,机器人对我国劳动力市场未来的整体性影响。预测结果表明,到2020年,机器人对我国劳动力总体的平均替代效应将从2017年的0.3个百分点猛增到1.9个百分点;到2025年,机器人的“换人”效应将进一步增长到4.7个百分点,也就是说:到2025年前后,伴随机器人在我国使用范围、使用程度的提高,我国将有接近5%。

第三,制造业就业岗位将被机器人所替代。通过对现有文献的比较,我们发现:与发达国家相比(Acemoglu et al., 2018, 2017),作为一个制造业占比较高的发展中大国,机器人对我国劳动力市场的“换人”效应更加显著,而且上述影响效应在中长期内存在较为明显的逐年递增趋势。

## 六、结论

运用“中国企业—劳动力匹配调查”(CEES)数据,本文就机器人在我国发展趋势及其对企业的影响进行了一系列较为全面而开创性的实证研究。

首先,本文的实证结果表明:最近10年来,机器人在我国的使用呈现出爆发式增长的发展趋势,其中广东、江苏等沿海发达地区一直以来走在机器人使用的前列。跨国分析表明,我国机器人的使用规模、使用密度处于高速增长的发展阶段,存在明显的追赶型发展模式特点。根据现有的投资增速预测,到2025年前后,我国在机器人使用规模、覆盖率和在使用密度等关键性指标上,将逼近韩国、新加坡、德国和日本等先进国家水平。

其次,运用倾向得分匹配识别策略,我们就机器人的“换人”效应进行了创新性的实证研究。结果表明,机器人已对我国近40%的劳动力人数产生了潜在影响,在现有的覆盖率、使用密度的前提下,其

对劳动力市场整体的替代效应约为0.3个百分点。上述数据的具体经济含义是:考虑到现有的机器人使用水平,我国企业整体平均有4个工作岗位正在被机器人替代。进一步地,实证研究结果表明,机器人对我国劳动力市场具有显著的不对称性影响。一方面,机器人的“换人”效应在劳动密集型行业更为显著,其平均有5个工作岗位被机器人替代,这较资本密集型行业高出67%。另一方面,机器人的“换人”效应主要发生在非技能劳动力;与之相反,机器人使用对技能劳动力则存在增进效应。

再次,采用加权统计的分析方法,本文就机器人使用在我国企业之间的微观差异进行了全面而深入的剖析。一方面,行业分布的统计结果表明:现阶段的我国机器人使用,主要集中在技术密集型、资本密集型等少数行业,上述行业具有生产率较高的特点,这表明生产率异质性问题有可能是造成机器人使用存在微观差异的重要原因。另一方面,所有制、出口类型分布的统计结果显示:现阶段我国机器人使用主要集中于港澳台投资企业、外资企业和出口企业,这表明机器人在我国的推广仍然延续了经典的技术扩散模式。与民企相比,国企的机器人使用密度更高,考虑到国企在获得政府优惠政策上的便捷性,我们的实证结果发现:进入壁垒、政府政策在不同所有制之间的偏倚仍然是制约机器人在我国获得更为深度推广和应用的重要原因。此外,资本状况、研发创新、市场力量和补贴状况的分组统计进一步支撑了本文的实证发现:生产率异质性、政府政策偏倚分别是造成机器人使用存在微观差异的重要内部、外部原因。

最后,在剔除遗漏变量偏误、双向因果效应等内生性问题的前提下,本文就机器人使用对我国企业的影响效应进行了创新性的因果推断。结果表明:一方面,在现有机器人使用水平下,机器人使用将促进我国企业劳动生产率、全要素生产率平均提高35%~43%,并将促进我国企业的资本回报率平均提高1~4个百分点。另一方面,在现有机器人覆盖率、使用密度的前提下,机器人使用将引致我国企业质量能力和管理效率的“双提高”,上述指标长期将会有效提升13%~18%。此外,在相同的统计假设

前提下,机器人使用将有效降低企业经营的不确定性风险,并且提高企业家对未来经营状况的预测能力。考虑到未来我国机器人使用水平的变化,本文发现:机器人的“换人”效应将在未来数年呈现出逐年递增的趋势。到2025年前后,其对劳动力市场的整体“换人”效应将从2017年的0.3%攀升到2025年的4.7%。与现有文献多认为机器人对劳动力的长期替代效应在1~2个百分点有所不同,来自中国的经验证据表明:作为一个制造业占比较高的发展中大国,机器人使用对我国劳动力市场的冲击将更为强烈。

由于篇幅限制,本文仅就机器人使用在我国的发展趋势及其对企业的影响效应进行了全面的实证分析,并未就上述发现背后的影响机制、影响路径和理论机理展开进一步的剖析。为此,笔者及其研究团队将另文专述。

感谢匿名评审人对本文提出的修改意见,文责自负。数据来源于武汉大学联合斯坦福大学、香港科技大学和中国社科院开展的“中国企业-劳动力匹配调查”(CEES),CEES在2015、2016和2018年分别开展了三次,并实现了对样本的追踪。

#### 注释:

①选择规模、所有制、出口、资本—劳动比、行业类型等变量作为匹配变量,基于k近邻匹配的原则构造1:1配对的子样本。

②根据“中国企业—劳动力匹配调查”的问卷设计,本地市场是指本县区、本地市或本省的销售市场。

#### 参考文献:

[1]CEES研究团队,2017,《中国制造业企业如何应对劳动力成本上升?——中国企业—劳动力匹配调查(cees)报告(2015—2016)》,《宏观质量研究》第2期。

[2]程虹、许伟,2016:《质量创新战略:质量管理的新范式与框架体系研究》,《宏观质量研究》第4期。

[3]蔡昉,2013:《中国经济增长如何转向全要素生产率驱动型》,《中国社会科学》第1期。

- [4]戴翔、徐柳,2018:《如何破解我国出口增速下降困局》,《宏观质量研究》第1期。
- [5]邓悦、黄诗雅,2016,《技术进步如何影响我国产品质量?——基于劳动倦怠视角的实证研究》,《宏观质量研究》第2期。
- [6]李唐、董一鸣、王泽宇,2018:《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》,《管理世界》第7期。
- [7]李丫丫、潘安、彭永涛、杨文斌,2018:《工业机器人对省域制造业生产率的异质性影响》,《中国科技论坛》第6期。
- [8]吕洁、杜传文、李元旭,2017:《工业机器人应用会倒逼一国制造业劳动力结构转型吗?——基于1990—2015年间22个国家的经验分析》,《科技管理研究》第22期。
- [9]余森杰、张睿,2016:《国际贸易中的产品质量研究:一个综述》,《宏观质量研究》第3期。
- [10]庄子银,2007:《创新、企业家活动配置与长期经济增长》,《经济研究》第8期。
- [11]周文斌,2017:《机器人应用对人力资源管理的影响研究》,《南京大学学报(哲学·人文科学·社会科学)》第6期。
- [12]Acemoglu, D., & Restrepo, P., 2017, Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets, National Bureau of Economic Research: (No. w23285).
- [13]Acemoglu, D., & Restrepo, P., 2018, The Race between Man and Machine: Implications of Technology for Growth, Factor Shares and Employment. American Economic Review, 108(6): 1488-1542.
- [14]Brandt, Loren & Zhu, Xiaodong, 2010, Accounting for China's Growth, IZA Discussion Papers 4764, Institute for the Study of Labor(IZA).
- [15]Benhabib, J., Perla, J., & Tonetti, C., 2014, Catch-up and Fall-back through Innovation and Imitation, Journal of Economic Growth: 19(1), 1-35.
- [16]Bloom, N., Davis, S. J., Foster, L., Lucking, B., Ohlmacher, S., & Saporta Eksten, I., 2017, Businesslevel Expectations and Uncertainty. Social Science Electronic Publishing.
- [17]Brandt, L., 2015, "Policy Perspectives from the Bottom Up: What Do Firm-Level Data Tell Us China Needs to Do?", In: Glick R., Spiegel, M. M.(Eds.), Policy Challenges in a Diverging Global Economy, AsiaEconomic Policy Conference, San Francisco: pp(151-172).
- [18]Coe, D. T., & Helpman, E., 1995, International R & D Spillovers., European economic review: 39(5), 859-887.
- [19]Cheng Hong, Ruixue Jia & Hongbin Li, 2018, The Rise of Robots in China, Forthcoming in Journal of Economic Perspectives.
- [20]Korinek, A., & Stiglitz, J. E., 2017, Artificial Intelligence and Its Implications for Income Distribution and Unemployment, National Bureau of Economic Research: (No. w24174).
- [21]Li, H., Liu, P. W., & Zhang, J., 2012, Estimating Returns to Education Using Twins in Urban China, Journal of Development Economics: 97(2), 494-504.
- [22]Li, H., Li, L., Wu, B., & Xiong, Y., 2012, The End of Cheap Chinese Labor, Journal of Economic Perspectives: 26(4), 57-74.
- [23]Li, H., Loyalka, P., Rozelle, S., & Wu, B., 2017, Human Capital and China's Future Growth. Journal of Economic Perspectives: 31(1), 25-48.
- [24]Naughton, B., 2017, Is China Socialist. Journal of Economic Perspectives, 31(1): 3-24.
- [25]Sachs, J. D., & Kotlikoff, L. J., 2012, Smart Machines and Long-term Misery, National Bureau of Economic Research: (No. w18629).