

机器人与就业

——基于行业与地区异质性的探索性分析

孔高文, 刘莎莎, 孔东民

[摘要] 联合地区层面与行业层面的机器人应用数据,本文考察了机器人应用对中国劳动力市场的影响。研究发现:机器人应用规模扩大会显著降低本地未来一年的劳动力就业水平,尤其是易被机器替代的行业的就业水平。劳动力市场结构会进一步影响机器人应用所导致的“技术性失业”现象,在低学历员工占比较高、劳动力保护较弱及市场化程度较高的地区,这一现象表现更为明显。虽然机器人应用导致了就业挤出效应,但对于不同的地区和行业,机器人应用也具有显著的就业溢出效应:一方面,机器人应用导致劳动力在不同行业和地区之间发生转移,提高了本地下游行业、本地劳动力替代性较高的其他行业及外地同行业的劳动就业水平;另一方面,机器人应用在中长期内一定程度上促进了本地同行业的就业水平,也提高了本地同行业的劳动力报酬水平。本文研究为中国劳动力市场的结构变化提供了更精细的证据,指出了在制定机器人产业政策时需考虑到其抑制就业的影响,但可着眼于不同行业地区的具体特征,协调机器人应用和就业的关系。

[关键词] 机器人; 就业; 技术性失业; 溢出效应; 劳动力转移

[中图分类号]F124 **[文献标识码]**A **[文章编号]**1006-480X(2020)08-0080-19

一、引言

近年来,工业机器人得到了快速发展。根据国际机器人联合会(International Federation of Robotics, IFR)报告,截至2017年,全世界工业机器人存量已达210万台,主要分布在设备制造业,且以各种复杂应用为主。中国作为制造业大国和世界第二大经济体,亦较早关注智能机器人行业。早在2006年2月,国务院便发布了《国家中长期科学和技术发展规划纲要(2006—2020年)》,首次将智能机器人列入先进制造技术中的前沿技术。随后,2013年中国工业与信息化部发布了《关于推进工业机器人产业发展的指导意见》。自2016年起,机器人行业的战略地位日益凸显,国务院和各部委先后下发《机器人产业发展规划(2016—2020年)》《智能制造发展规划(2016—2020年)》《关于

[收稿日期] 2020-03-05

[基金项目] 国家自然科学基金青年科学基金项目“薪酬差距的影响因素与经济后果:制度环境、地区差异与企业特征”(批准号71802061);国家自然科学基金面上项目“基于文本分析与机器学习的分析师行为决策研究:影响因素、利益冲突与经济后果”(批准号71972088);国家社会科学基金重大项目“基于结构性数据分析的我国系统性金融风险防范体系研究”(批准号17ZDA073)。

[作者简介] 孔高文,广州大学管理学院讲师,管理学博士;刘莎莎,暨南大学管理学院副教授,经济学博士;孔东民,华中科技大学经济学院教授,博士生导师,管理学博士。通讯作者:刘莎莎,电子邮箱:sarahliu@jnu.edu.cn。感谢匿名评审专家和编辑部的宝贵意见,当然文责自负。

促进机器人产业健康发展的通知》等一系列配套指导文件,进一步明确了机器人产业的重要战略意义。在2019年政府工作报告中,中国政府提出要“拓展‘智能+’,为制造业转型升级赋能”。在这一系列政策推动下,自2013年起,中国机器人使用量已位居世界第一。

尽管现实中,中国工业机器人产业表现出强劲需求和高速发展,各级政府也多次制定导向作用较强的产业政策,然而对于机器人究竟对中国的劳动力市场产生了什么影响,尚未有明确可信的一致认知。在人口结构和劳动力结构发生重大变化的时代背景下,准确认识机器人应用对中国劳动力市场造成的影响显得非常必要。对这一问题的回答一方面可以有效指导制定机器人产业配套政策,另一方面可以更全面地识别机器人产业对国民经济的影响并制定合适的宏观经济对策。

现有部分文献考察了机器人是否会挤占人类工作岗位、机器人如何影响劳动力市场就业水平和企业生产效率等问题,以验证是否存在“技术性失业”问题(Autor et al.,2003;Acemoglu and Autor,2011;Benzell et al.,2015;Susskind,2017;Acemoglu and Restrepo,2018)。然而,此类研究存在较多争议和不足,对现实世界,特别是对中国现实的指导意义较弱。整体上,此类文献主要以西方发达国家为研究样本,并主要集中在1990—2010年。囿于缺乏中国早期数据,少量的跨国研究往往将中国剔除在样本之外,这导致有关机器人应用对中国劳动力市场影响的经验证据相对匮乏。同时,现有的基于行业与宏观层面的经验证据仍然较少,而且存在明显分歧。例如,Acemoglu and Restrepo(2020)发现机器人应用会降低美国劳动力市场的就业水平和平均工资,而Graetz and Michaels(2018)基于跨国样本指出机器人应用对劳动力市场整体上没有显著影响。

在当前中国大力发展机器人产业、中美贸易摩擦不确定性依然存在、就业市场受到新冠疫情严重冲击的背景下,为有效地评估机器人应用对中国劳动力市场的冲击,以及借助中国所特有的劳动力市场结构方面的丰富差异,进一步理解这一冲击背后的原因,丰富完善对机器人应用的经济影响的认知,本文尝试较为全面地考察机器人应用对劳动力市场的影响。具体而言,本文结合中国地区与行业层面的机器人应用数据和劳动力就业数据,研究机器人应用对本地不同行业劳动力就业水平的影响。在此基础上,本文从人力资本、劳动力保护与市场化发展水平视角出发,考察不同地区劳动力市场结构的差异性如何影响机器人应用对劳动力市场的冲击,试图指导不同地区有效应对机器人应用对劳动力市场造成的冲击。研究发现,机器人应用在短期内显著降低了本地劳动力就业水平,尤其是在使用机械臂较多的行业。当地区内低学历员工占比较多、劳动力保护较弱和市场化发展程度较高时,机器人应用导致的短期技术性失业问题越严重;相反,地区内城镇失业率则会降低该技术性失业问题的影响。

考虑到机器人应用一定程度上提高了企业销量和生产效率(Graetz and Michaels,2018),本文也考察了机器人应用是否创造新的就业岗位,促使中国劳动力在不同行业与地区之间进行转移。本文发现,机器人应用显著增加了本地重要下游行业、本地劳动力替代性较高的其他行业以及外地同行业的劳动力就业水平。此外,本文还发现机器人应用在中长期内一定程度上促进了本地同行业的就业水平,并提高了本地同行业的劳动力报酬水平,尤其是当行业受机器人技术冲击较大时。

本文的研究贡献主要体现在以下几点:①通过引入交叉项,联合地区层面与行业层面的机器人应用数据,提供了更为精细的证据,克服了现有研究只考察行业或地区层面平均效应的不足,为进一步探索和深入明晰机器人应用对中国劳动力市场的影响提供了新的思路和借鉴。②通过引入中国不同行业或地区在劳动力市场结构方面的丰富差异,从人力资本、劳动者保护、制度建设等视角出发,进行了大量的横截面检验,同时本文也结合产业链方向、劳动力可替代性深入考察了机器人应用的溢出效应,以及这一溢出效应在不同情景下的差异。大量的面板检验不仅扩展了相关领域的

文献,丰富了后续研究的视角,也有助于理解机器人应用所导致的短期技术性失业问题所产生的原因,为不同行业、地区因地制宜地制定相关政策提供了参考。

本文结构如下:第二部分为文献回顾并提出本文研究假说,第三部分介绍数据来源并刻画中国机器人应用和劳动力市场现状,第四部分为基准结果和稳健性分析,第五部分为进一步讨论,最后一部分得到本文结论并提出相应的政策建议。

二、文献回顾与研究假说

1. 文献回顾

随着信息技术的发展,信息技术对经济增长的作用愈加明显,引起了大量学者的关注。大量研究表明以互联网为代表的信息技术能够直接推动经济发展,同时也发现了信息技术具有显著的溢出效应。然而,鉴于常见的信息技术的测度忽略了制造技术的进步,如工业机器人等的影响,因此也有较多研究认为信息技术的真实影响依然难以进行判断,指出信息技术是否对生产率与经济增长具有显著的推动作用依然有待商榷,如 Gordon(2012)认为信息技术的发展仅提供了新的消费机会,并未推动宏观经济的升级和发展。聚焦于劳动力市场领域,部分学者从偏向性技术进步的视角出发,指出资本或劳动设备的进步,能够显著降低劳动力的相对优势,进而影响劳动力市场结构(Autor et al., 2003)。这一观点得到了部分实证支持,如 Spitz-Oener(2006)对西德数据的分析发现信息技术的发展显著提高了市场对高技能和低技能劳动力的需求,但降低了对中等技能劳动力的需求。然而总体来说,在这一领域同样尚未得到一致认可的观点,信息技术对劳动力市场结构的影响依然尚不明确。如 Boustanifar et al.(2018)的研究表明,在大量使用信息技术的金融行业,信息技术对就业并没有显著影响;Karabarbounis and Neiman(2014)指出在美国信息技术和计算机的进步导致劳动力收入份额的下降,损害了就业;而 Akerman et al.(2015)和 Hjort and Pouslen(2019)分别以挪威和非洲为例,却提供了信息技术发展有助于改善劳动力就业的证据。考虑到机器人与“人工智能”“信息技术”等已有技术革新具有显著的差异(Brynjolfsson and Mitchell, 2017),相比后者更注重软件理论或基础设施方面的突破,工业机器人更强调“自动化”在大规模工业生产中的具体应用。这使得工业机器人具有更迅速、更直接、更深远的影响。随着业界和学界对这一差异的认知程度不断加深,越来越多的研究开始聚焦于直接考察工业机器人对劳动力市场所带来的新的变化(Hémous and Olsen, 2014; Feng and Graetz, 2015; Martinez, 2019; Acemoglu and Restrepo, 2020)。

在评估机器人应用对劳动力市场的冲击时,大部分文献倾向于从宏观层面的视角出发,聚焦于机器人应用对劳动力总体就业水平的影响。现有文献大多从偏向性技术进步视角出发,认为机器人在复杂任务下表现出了愈来愈多的优势。如 Frey and Osborne(2017)指出,约 47%的职业严重受到机器人的冲击。这一结论在全球就业显著下降的背景下,进一步加剧了对未来就业和劳动力市场发展趋势的担忧(Karabarbounis and Neiman, 2014)。然而,具体到劳动力市场,对于机器人如何影响真实就业,现有文献却持有不同观点。部分文献认为工业机器人具有显著的替代优势,最终会显著降低劳动力就业。Dinlersoz and Wolf(2018)和 Acemoglu and Restrepo(2020)以美国为例,发现机器人技术的进步和应用会导致劳动力就业和工资均显著下降。进一步地,Acemoglu and Restrepo(2020)指出机器人对就业水平和劳动力工资的影响显著有别于信息技术等一般资本增加所带来的影响。然而,也有部分研究认为机器人应用对劳动力就业具有积极的促进作用,能够调节劳动力在不同行业间的分布,在降低特定行业就业的同时,会刺激其他相关行业的就业。Dauth et al.(2018)基于德国劳动力市场的数据,发现尽管机器人应用会减少制造业的劳动岗位,但同时也能增加服务

业的劳动岗位。与此同时,也有部分学者认为机器人对就业并没有显著的影响。如 Arntz et al. (2016)基于一项跨国研究结果,指出机器人应用对就业情况和员工职业变换并没有显著影响。面对上述争论,部分学者将其归咎于样本颗粒度较大(Dinlersoz and Wolf, 2018),并尝试从公司层面出发,寻找更具体的微观证据。然而,此类研究依然无法明确机器人应用对就业的真实影响。如 Dixon et al.(2019)和 Bessen et al.(2019)分别以加拿大和荷兰的企业微观面板数据为例,却发现了截然相反的结论。

除了关注劳动力市场的直接影响外,还有部分研究考察了机器人应用的溢出效应。比如 Sachs and Kotlikoff(2012)考察了机器人应用对家庭代际发展的影响,指出机器人应用会降低家庭的收入和储蓄能力,限制家庭在获取技能和物质资本方面的投资,导致每一代成员的境况逐步变差,具有持续的家庭代际影响。Jansson and Karabulut(2018)深入考察了其对社会金融的影响,发现机器人应用增加了部分群体的失业风险,进而影响了他们的财富投资决策,比如使其退出股票市场投资而不能享受股市长期增长带来的收益,增加了社会贫富差距。

上述研究主要关注北美、欧洲等国家,较少关注发展中国家,同时不论是宏观行业层面,还是微观企业层面,依然尚未得到一致认可的观点。当试图用以指导中国机器人应用发展战略时,上述情况带来两方面担忧:没有充足的证据和信息表明其他国家的结论可以解释中国的机器人行业发展;中国所特有的不同地区、不同行业之间发展高度不平衡的现状,不能满足于单一的结论,需要结合行业、地区特征进行更多的深入探讨。与此同时,关于机器人应用溢出效应的研究,也表明机器人应用的真实影响远远超过了现有认知,亟需更全面地深入研究。

随着机器人产业规模的增加以及数据可得性的提升,近来部分学者试图结合中国数据,实证考察机器人对中国劳动力就业市场的影响。例如,基于地区层面的面板数据,韩民春等(2020)和王林辉等(2020)指出工业机器人对就业具有显著的负面影响,在行业层面,闫雪凌等(2020)也发现了类似的结论。同时,相关研究也结合地区层面或行业层面的异质性特征,进一步从区域差异、制造业与服务业差异或高技能与低技能岗位的差异等视角考察了机器人应用对各省份制造业就业或分行业就业的影响。

考虑到中国不同省份、行业之间存在巨大差异,为了更好地解释和指导中国机器人产业相关现状和政策,在现有文献的基础上,本文聚焦于不同地区或行业内部机器人应用的差异,联合使用地区层面与行业层面的机器人使用与交易数据,为全面考察机器人应用对地区劳动力市场的影响提供精细证据。相比现有关注机器人应用的经济影响的文献(Acemoglu and Restrepo, 2018; Graetz and Michaels, 2018; Acemoglu and Restrepo, 2020),本文聚焦于中国情景下机器人应用的经济影响,一方面有效地评估了机器人应用对中国劳动力市场的冲击,另一方面,借助中国所特有的丰富的横截面特征,进一步扩展了研究视角,从劳动力转移、工资水平等视角评估这一冲击的横截面差异,丰富完善了对机器人应用的经济影响的认知。同时,相较于部分考察中国机器人的研究,如 Cheng et al.(2019),本文重点关注机器人应用的经济影响,而非决定因素。在当前中国面临国内外复杂环境的宏观背景下,本文研究具有较强的现实参考意义和政策指导意义。

2. 研究假说

机器人应用对劳动力就业的影响较为复杂。一方面,随着技术进步和工业机器人在工业生产中的大规模应用,机器人的竞争优势日渐提高,劳动力市场中普通劳动力日趋劣势(Brynjolfsson and Mitchell, 2017; Frey and Osborne, 2017)。机器人产品不断进步的技术和不断降低的成本,会吸引企业逐渐增加有关资本投入,逐步引入更效率的机器人,取代相应岗位的劳动力(Acemoglu and

Restrepo,2020)。受替代效应的影响,这一变化趋势会导致当地同行业劳动力就业规模的下降。然而,另一方面,随着机器人的引入,企业生产规模和盈利能力也随之增强(Graetz and Michaels,2018),在机器人尚未成为劳动力完全替代品的情况下,这可能会扩大企业对劳动力的需求(Dauth et al.,2018;Dixon et al.,2019)。与此同时,随着机器人的引入,部分企业需要对原有岗位的劳动力进行升级培训或者招聘高人力资本的劳动力,才能更高效地操作和维护机器人,真正释放机器人的生产效率(Autor et al.,2003)。这都会导致在资本要素或机器人增加的同时,当地同行业劳动力需求也随之增加。基于这两种可能的方向,本文提出:

假说 1a:机器人应用规模的增加,会降低当地同行业的就业水平。

假说 1b:机器人应用规模的增加,会增加当地同行业的就业水平。

尽管随着机器人行业的迅猛发展,工业机器人已经逐步在焊接、刷漆和组装等复杂应用中得以大规模使用,但受限于其天然属性,依然无法完全代替人工作业。对于一些工作更为精巧、更依赖人的自主决策能力的行业而言,人力资本相对较高,难以被机器所取代(Autor et al.,2003;Autor et al.,2006)。此外,这类人力资本较高的行业更加注重员工在积累人力资本过程中所掌握的特有知识与技能,这进一步增加了企业解聘高人力资本员工的成本,限制了企业调节劳动力数量的手段和力度(Kambourov and Manovskii,2009)。

企业的劳动力调整决策除了受企业内部资本成本和劳动力成本的影响之外,还显著受到企业外部环境的影响。在劳动力保护程度较高的地区,受限于诉讼成本和监管约束,企业无法随意调整或解除与员工签订的劳动合同(Lazear,1990;Botero et al.,2004;Banker et al.,2013)。即使引入机器人,企业也无法按照最优配置调节劳动力数量。与此类似,在市场化程度较低的地区,政府对企业的干预力度较大(Jian and Wong,2010)。地方政府为了实现“保增长、促就业”等方面的目标,往往会通过税收优惠、信贷资金等稀缺资源的分配干预企业劳动力决策(Kong et al.,2018)。这一干预也会大大降低企业调节劳动力数量的自主权,使得企业也无法按照最优配置调节劳动力数量。基于上述分析,本文提出:

假说 2a:在人力资本较低的行业,机器人应用降低(若存在)就业的影响更显著。

假说 2b:在劳动力保护较弱的地区,机器人应用降低(若存在)就业的影响更显著。

假说 2c:在市场化程度较高的地区,机器人应用降低(若存在)就业的影响更显著。

大量文献表明工业机器人的偏向性技术进步特征,会扭曲就业市场结构,导致劳动力由中等技能需求的行业流向高技能需求或低技能需求的行业,加剧劳动力市场就业分布和工资分布的极化现象,即机器人应用对不同技能需求行业的就业具有溢出效应(Dauth et al.,2018)。在这一影响之外,机器人的大规模使用,也会提高行业要素生产效率、降低产成品价格(Graetz and Michaels,2018)。这一变化会导致产业链下游行业的生产成本下降,进而会刺激下游行业追加资本和劳动力投入以扩大生产规模。产业链下游增加的劳动力需求,能够吸收上游行业中被机器人取代的劳动力,实现劳动力跨产业链的调整,即机器人应用对产业链下游行业的就业同样具有溢出效应。

由于机器人并不能够完全替代劳动力,机器人的使用范围和使用规模也与行业内部劳动力的可替代性密切相关。对于劳动力可替代性较强的行业,机器人的大规模使用会严重挤压行业内部现有劳动力需求,尤其是人力资本较低、行业或职位经验较少的劳动力。由于这类劳动力不具备专有人力资本投资的特点,其在不同行业或职位之间流动的摩擦较小,能够较快地适应其他行业的工作要求(Jansson and Karabulut,2018)。那么,在其他条件一定的情况下,当这类劳动力被机器人取代后,他们很可能选择流向对人力资本要求较低的其他行业或职位。

尽管机器人在短期内有更高的竞争优势,能够代替劳动力。但是随着生产方式的转变和生产力的提高,行业内部最终能够创造出更多新的工作机会,特别是与服务管理相关的工作机会,能够用以弥补被机器人取代的体力工作(Mann and Püttmann,2018;Dixon et al.,2019)。这些新的工作机会能够调整行业内部的劳动力组成,催生出新的技能,增加企业的工作岗位,最终能够增加中长期的就业规模。基于上述分析,本文提出:

假说 3a:机器人应用会提高产业链下游行业的就业水平。

假说 3b:机器人应用会显著提高当地其他可替代性较强的行业的就业水平。

假说 3c:机器人应用会显著提高当地同行业的中长期就业水平。

三、数据来源与变量定义

1. 数据来源

本文利用 2012—2017 年的中国行业—地区层面的面板数据考察机器人应用对就业的影响,主要数据来源于中国商品贸易数据库、国际工业机器人统计数据 and 历年《中国劳动统计年鉴》。为了更详细地从行业—地区层面度量机器人应用水平,本文联合使用两组机器人应用数据:中国商品贸易数据库和国际工业机器人统计数据。①中国商品贸易数据库数据来源于中国海关,提供了中国 31 个省份对全球 200 多个国家分贸易方式的 15000 余种商品的进出口月度统计数据。基于这一数据,本文构建了不同地区每年进口机器人的规模数量;②国际工业机器人统计数据购自 IFR,这一数据库提供了全球范围内按应用领域、行业分支、机器人类型细分的工业机器人应用的权威数据(<https://ifr.org/worldrobotics/>)。截至目前,IFR 所发布的数据已被广泛应用于机器人相关研究(Cheng et al.,2019;Acemoglu and Restrepo,2020)。基于这一数据,本文构建了各行业每年新增机器人的规模数量。受限于机器人数据的可得性,本文样本区间为 2012—2017 年。

为了考察机器人应用对劳动力就业的影响,基于历年《中国劳动统计年鉴》,本文提取了不同地区、行业的城镇单位劳动力就业人数与平均工资水平,用于衡量劳动力市场的就业和劳动力成本变化趋势。此外,本文同时也提取了不同地区人口结构特征、老龄化分布、劳动工会组织数量和劳动合同争议案件数量,用于考察机器人应用对劳动力市场的影响的异质性。为识别不同行业的下游产业分布信息,本文也从世界投入产出数据库(WIOD)提取了中国不同行业之间的投入与产出数据。基于该数据,参照 Timmer et al.(2015)和 Dietzenbacher et al.(2013)的方法,本文计算了中国截至 2014 年的投入产出情况,考虑到短期内行业上下游的相对稳定性,假定 2015—2017 年的行业投入产出系数与 2014 年保持不变。

2. 变量定义

(1)机器人应用水平。为衡量中国机器人应用水平,本文同时从地区与行业两个层面捕捉机器人应用规模。 $RA_{i,t}$ 表示 t 年度 i 省份新增机器人规模的自然对数值, $RI_{j,t}$ 表示 t 年度 j 行业新增机器人规模的自然对数值。此外,为了衡量机器人应用的中长期影响,本文也计算了 2012—2017 年不同地区、行业新增机器人总规模。其中, TRA_t 表示 2012—2017 年 i 省份新增机器人总规模的自然对数值, TRI_j 表示 2012—2017 年 j 行业新增机器人总规模的自然对数值。

(2)劳动力就业水平。本文基于行业和地区特征构造了多个测度,具体如下:①为衡量机器人应用对本行业劳动力就业水平的影响,构建了 $\Delta \ln Num_{i,j,t+1}$ 变量,将其定义为 $t+1$ 年度 i 省份 j 行业城镇单位就业人员数量的自然对数的变化值。②为衡量劳动力从本行业向上下游行业转移的情况,本

文构建了 $\Delta \ln Num_{i,jd,t+1}$ 和 $\Delta \ln Num_{i,ju,t+1}$ 变量,分别定义为 $t+1$ 年度 i 省份 j 行业的重要下游和重要上游行业城镇单位就业人员数目的平均变化值。③为衡量劳动力从本地向外地同行业转移的情况,本文构建了 $\Delta \ln Num_{\neg j,t+1}$ 变量,将其定义为 $t+1$ 年度除 i 省份外的所有省份 j 行业城镇单位就业人员数目的平均变化值。④为衡量劳动力就业水平在中长期的变化,本文构造了 $\Delta \ln TNum_{i,j}$,将其定义为 i 省份 j 行业 2018 年和 2011 年城镇单位就业人员数目的对数值之差。

3. 描述性统计

机器人应用分布。通过汇总 IFR 提供的行业数据,图 1 报告了 2006—2017 年新增机器人规模和累计机器人规模。如图 1 所示,中国使用机器人的规模逐年增加,尤其是在 2012 年之后增加更为迅速,深入探索这一变化对劳动力市场就业问题的影响刻不容缓。同时,可以发现,在样本期间内中国使用机器人的数据分布具有较好的变异性,数据结果具有一定的可靠性。

本文根据《国民经济行业分类》(GB/T4754—2011),将中国行业代码与 IFR 提供的行业代码进行了匹配,从而识别出中国不同行业的机器人应用情况,相关结果发现机器人新增规模较大的行业主要有汽车制造业,船舶、航空航天和其他运输设备制造业,电气电子设备制造业等,并且主要集中于搬运、机器维修、焊接与拆装等操作领域,这与预期一致。同时,基于中国商品贸易数据库,本文发现在样本期间内,中国大陆机器人进口主要集中于江苏、广东、上海等地区。这些地区具有较强的工业基础及对外交流渠道,与中国区域经济布局与发展趋势基本一致。

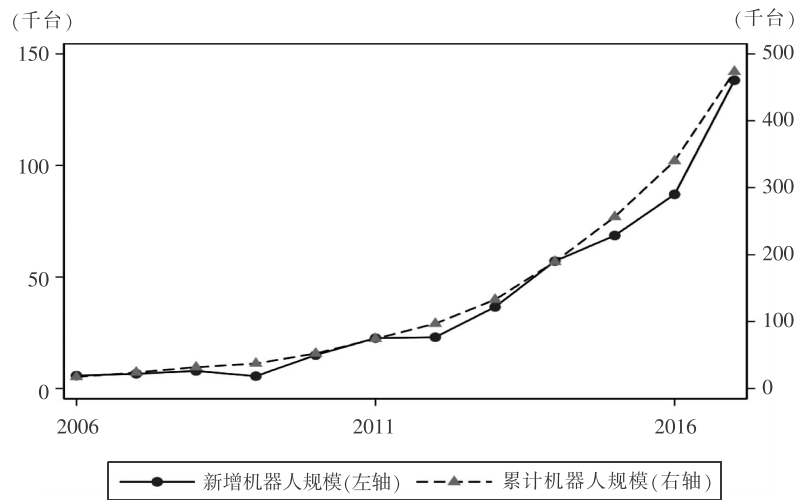


图 1 2006—2017 年中国新增机器人规模和累计机器人规模变化

资料来源:国际机器人联合会(International Federation of Robotics,IFR)。

四、基准结果及稳健性检验

1. 机器人与本地劳动力就业水平的基准结果

本文通过构造行业—地区层面的面板样本,采用如下模型验证机器人应用对劳动力就业水平的影响:

$$\Delta \ln Num_{i,j,t+1} = \alpha + \beta_1 RA_{i,t} \times RI_{j,t} + Industry \times Year + Province \times Year + Industry \times Province + \varepsilon \quad (1)$$

其中,下标 i 代表省级行政单位或直辖市, j 代表《国民经济行业分类》中的行业门类, t 表示年

度。被解释变量 $\Delta \ln \text{Num}_{i,j,t+1}$ 代表下一年度的劳动就业增长率,以 $t+1$ 年 i 省份 j 行业城镇单位就业人员数目的对数增加值衡量。 $RA_{i,t}$ 代表地区机器人应用水平, $RI_{j,t}$ 代表行业机器人应用水平。 $Industry$ 为行业固定效应, $Province$ 为地区固定效应, $Year$ 为年份固定效应。为了控制不同地区的行业禀赋差异,本文控制了 $Industry \times Province$ 固定效应。为了控制行业趋势效应和地区趋势效应,本文控制了 $Industry \times Year$ 和 $Province \times Year$ 。由于这些固定效应会吸收行业、地区层面的控制变量的效应,因此在实证模型中并不需要纳入其他行业、地区层面的控制变量。为了消除可能的异方差和自相关,本文所有回归在行业层面聚类。在模型(1)中,本文主要关注交叉项 $RA_{i,t} \times RI_{j,t}$ 的系数 β_1 。若这一系数显著为负,则表明当机器人应用越多,新增机器人规模越大时,该地同行业的劳动力就业水平增长率越低。

表 1 报告了模型(1)的基准估计结果。列(1)是对全部行业回归的结果, $RA_{i,t} \times RI_{j,t}$ 的回归系数为 -0.1773 ,且在 1%的水平上显著。鉴于机器人主要应用于第二产业,其劳动力就业水平最有可能受到机器人的影响。列(2)报告了第二产业子样本的回归结果。结果表明,交叉项的系数为 -0.2469 ,并在 1%的显著性水平下显著。此外,考虑到部分行业的机器人使用水平没有被 IFR 报告,一方面是因为该行业使用的机器人相对较少,另一方面是因为 IFR 主要以统计工业机器人为主。因此,表 1 列(3)也报告了 IFR 所报告的行业子样本回归结果。就列(3)结果看,交叉项的系数为 -0.1509 ,且在 1%的水平上显著。这一结果与全样本结果相比,系数规模和显著性均较为接近。这在一定程度上表明,IFR 行业覆盖面的差异并不影响本文结论。

综合上述结果,在控制了一系列的行业一年度、省份一年度和行业一省份固定效应之后,本文发现机器人应用规模越大,本地同行业的劳动力就业增长率下降越多,并且这一结论在不同样本中均稳健存在。这一发现支持了机器人应用会导致中国在短期内存在技术性失业现象,从而验证了本文假说 1a。

表 1 机器人应用与本地劳动力就业水平

	$\Delta \ln \text{Num}_{i,j,t+1}$		
	全样本 (1)	第二产业 (2)	IFR 覆盖行业 (3)
$RA_{i,t} \times RI_{j,t}$	-0.1773^{***} (-3.0053)	-0.2469^{***} (-24.6001)	-0.1509^{***} (-4.9642)
Cons	12.4710^{***} (3.1098)	22.0421^{***} (23.1322)	14.2871^{***} (4.5492)
固定效应	是	是	是
Obs	7220	4740	4750
Adj R ²	0.3771	0.3539	0.3764

注: *、**、*** 分别表示系数在 10%、5%、1%显著性水平下显著。以下各表同。

2. 基于机器人使用密度的稳健性检验结果

在基准回归中,本文使用的是机器人新增规模的情况,没有考虑人口基数问题。鉴于不同地区和行业的劳动力资源差异,本文构造行业和地区层面的人均机器人新增密度,以保证结果的稳健性。其中, $RA_Density_{i,t}$ 表示 t 年度 i 省份的人均机器人新增规模,采用本省份机器人新增规模与本省份城镇单位劳动力数量之比衡量。 $RI_Density_{j,t}$ 表示 t 年度 j 行业的人均机器人新增规模,采用本

行业机器人新增规模与本行业劳动力数量之比衡量。然后,将 $RA_Density_{i,t}$ 作为 $RA_{i,t}$ 的替代性变量,将 $RI_Density_{j,t}$ 作为 $RI_{j,t}$ 的替代性变量,重复模型(1)。表 2 报告了相关回归结果。

由表 2 结果可见,无论是在全样本、第二产业子样本、还是只被 IFR 覆盖行业子样本中,交叉项 $RA_{i,t} \times RI_{j,t}$ 的系数都在 1% 的水平下负显著。这表明即使在考虑了人口基数的影响之后,本文结论依然保持稳健,机器人应用对行业—地区层面的劳动就业水平具有显著的负面影响。

表 2 稳健性检验:基于机器人使用密度

	$\Delta \ln Num_{i,j,t+1}$		
	全样本 (1)	第二产业 (2)	IFR 覆盖行业 (3)
$RA_Density_{i,t} \times RI_Density_{j,t}$	-0.0483*** (-3.6272)	-0.0702*** (-19.9521)	-0.0592*** (-8.0948)
Cons	0.9016*** (6.7734)	-0.3318** (-6.2057)	-0.4042** (-3.6392)
固定效应	是	是	是
Obs	7220	4740	4750
Adj R ²	0.3765	0.3536	0.3767

3. 基于行业使用机器人外生变化的稳健性检验结果

本文发现机器人应用在短期内影响着劳动力就业水平,但是这一结果的解释可能受到内生性的影响,一个可能的解释是反向因果关系:一方面,劳动力资源流失较多的行业,更有动机投资于机器人,以改变劳动力资源对企业发展的束缚;另一方面,机器人供应商在研发机器人产品时,可能瞄准某些具有良好发展前景的行业,导致部分行业因缺乏机器人供应而不得不放弃机器人投资,继续雇佣劳动力。本文引入外生变量,从行业内的职位特点出发,衡量行业使用机器人的可能性,在此基础上进一步提高文章结论的可信度。

现实中,某些职位所涉及的工作内容本身更容易被机器人局部或全部取代。例如,在物流行业,简单、重复但耗费精力的货物搬运工种极易被搬运机器人取代。在临床医疗和机械设备行业,借助机械臂则可以更精准地完成某些临床和拆装操作,因此涉及众多精细操作的职位也更倾向引入机器人。通过统计各行业所涉及的职位以及所对应的职位特点,能够识别每个行业本身因职位操作特性而被机器人替代的可能性,同时这种可能性取决于不同任务的天然属性,能够有效排除潜在的内生性问题。

受数据限制,本文无法直接得到中国行业的职位信息。考虑到同一个行业在不同国家之间的职位具有相似性,本文基于美国行业职位数据进行分析。尽管中美两国劳动力市场存在较多差异,但这一方法依然存在一定的合理性:一是技术的发展有其自身的客观规律,这一规律在不同国家之间基本一致。20 世纪 70 年代以来,美国的科学技术长时间位居世界首位,主导引领了全球前沿技术的发展方向。各国科学技术的产生和发展,都与美国有直接或间接的关系。美国的产业技术发展特征可以客观地代表全世界各产业的技术前沿和发展趋势,而技术前沿发展趋势同时和机器人利用情况密切相关,因而使用美国的历史职务信息作为中国当前行业机器人利用情况的工具变量具有一定的合理性。二是已有大量文献研究表明中美产业之间具有较紧密的联系,并基于此利用美国产业特征代理中国的缺失数据。如 Hsieh and Klenow(2009)采用美国产业的劳动市场结构作为研究中

国和印度资源配置扭曲的基准, Che and Zhang(2018)以美国 1980 年各产业人力资本密度均值来表征中国产业的人力资本密度情况, 同样, 周茂等(2019)也采用相似的方法考察中国各城市对高学历人才的需求情况。

本文根据 1980 年美国行业职位数据, 如果某一职位在 2012 年可能被机器人局部或全部替代, 则将该职位定义为“可替代”。基于此, 本文计算 1980 年各行业内“可替代”职位的工作小时数目占行业内所有职位工作小时数目的比值, 并将其定义为可替代职位工作小时占比(*ReplaceableHours_j*)。同样, 本文根据职位使用机械臂的程度, 构造了第二个变量。具体而言, 本文计算 1980 年 *j* 行业内使用机械臂完成任务的职位占行业内职位总数的比值, 并将其定义为可机械臂化任务占比(*ReachingHandling_j*)。本文使用行业职位的可替代性测度 *ReplaceableHours_j* 和 *ReachingHandling_j* 取代回归模型(1)中的行业新增机器人规模 *RI_{j,t}*, 进而与地区层面的机器人新增规模(*RA_{i,t}*)交乘, 并进行回归。表 3 报告了相关回归结果。

表 3 中列(1)和列(2)报告了全样本回归结果。基于稳健性考虑, 列(3)和列(4)报告了 IFR 行业子样本的回归结果。结果发现, 不论是使用可机械臂化任务占比衡量行业的可替代性, 抑或是使用可替代职位工作小时占比衡量行业的可替代性, 交叉项系数均显著为负。综合上述结果, 通过采用不同职位的天然属性来识别行业劳动力的可替代性, 排除了潜在的反向因果问题后, 本文研究结果得到了进一步的支持, 即劳动力替代性较强的行业引入机器人, 会导致本地该行业的劳动力市场存在短期的技术性失业现象。

表 3 内生性处理: 基于行业劳动力可替代性特征

	$\Delta \ln Num_{i,j,t+1}$			
	全样本		IFR 覆盖行业	
	(1)	(2)	(3)	(4)
$RA_{i,t} \times ReachingHandling_j$	-10.7538*** (-3.4057)		-16.1186** (-2.5532)	
$RA_{i,t} \times ReplaceableHours_j$		-2.5300* (-1.9555)		-7.8857*** (-4.0218)
Cons	84.4795*** (3.4211)	9.7190* (2.0352)	125.3202** (2.5269)	34.3427*** (3.8748)
固定效应	是	是	是	是
Obs	7065	7065	4750	4750
Adj R ²	0.3777	0.3776	0.3770	0.3775

五、进一步讨论

1. 劳动力市场结构、机器人应用与本地劳动力就业水平

考虑到不同地区劳动力市场结构存在较大的差异, 企业在引入机器人时, 很可能结合本地的劳动力市场情况进行劳动力调整决策。因此, 本文继续研究地区劳动力市场结构如何影响机器人应用所导致的技术性失业问题。

(1)人力资本。相比于人力资本较高的劳动力, 低人力资本的劳动力更容易被机器所取代, 从而遭到企业解雇(Berg et al., 2018)。相反, 为了利用员工在积累人力资本过程中所掌握的特有知识与

技能,企业不倾向于解雇高人力资本的员工。因此,本文预期当低人力资本的劳动力在本地劳动力市场占比较高时,机器人应用所导致的短期失业现象越严重。Nelson and Phelps(1966)指出教育经历是人力资本积累过程中的一个重要因素,人们通过教育所获得的知识有助于其更好地适应新环境与新技术(Helpman and Rangel,1999),因此,本文使用劳动力学学历衡量劳动力的人力资本水平。根据历年《中国劳动统计年鉴》,本文整理了各地区不同学历的劳动力数量,并将高中及以下学历水平定义为低学历水平,将专科、本科及以上学历定义为高学历水平。然后,计算各地区低学历劳动力在劳动力总体中所占的比例。在此基础上,按照不同地区低学历劳动力占比,将研究样本平均分为两组,并在各组内重复模型(1)。相关结果见表4中Panel A列(1)和列(2)。

与人力资本相似,地区失业率也会降低企业解雇员工的动机。当地区失业率维持在较高水平时,一方面,为了维护经济运行的稳定性,政府很可能干预企业的劳动力调整决策,导致企业裁员时有所顾虑;另一方面,当结构性失业比较严重时,为了适应新技术或者操作新机器,企业需要对员工进行培训,而不是解雇低能力的劳动力。由此,本文预期,当地区失业率较高时机器人应用不会导致更严重的短期失业现象。本文使用不同地区的城镇登记失业率衡量地区失业率。基于城镇登记失业率的中位数,本文将研究样本分为两组,并在各组内重复模型(1),相关结果见表4中Panel A列(3)和列(4)。

(2)劳动力保护程度。直观上,当一个地区的劳动力保护程度越高时,企业即使引入新技术或新机器,可能也无法按照最优资源配置的方式对员工进行调整或解除劳动合同。因此,本文预期主要结果在劳动力保护较弱的地区更显著。本文分别从劳动工会组织和劳动争议案件数量两方面度量地区的劳动力保护水平。一般而言,若地区内劳动工会组织的个数越多,则这一地区对企业员工的保护程度越高。与此类似,当地劳动争议案件数量越多,则意味着当地员工的法律维权意识越强,司法机构对员工劳动力保护程度越高。在这两种情况之下,外部劳动力保护都会显著干预企业内部的劳动力决策。本文从历年《中国劳动统计年鉴》中整理了各地工会组织数目,以及各地与劳动报酬、解除和终止劳动合同争议相关的案件数,具体将劳动工会组织个数较多的、劳动争议案件数量较多的地区分为高劳动力保护程度组,其余分为低劳动力保护程度组,并分别在两组重复模型(1)。相关结果见表4中Panel B。

(3)市场化程度。随着中国逐渐从计划经济向市场经济转变,不同地区的市场化程度也呈现了一定的差异性。在市场化程度较低地区,为实现地方政府在保增长、促就业方面的从政目标,企业决策更有可能受到政府干预。本文预期,在市场化程度较高地区,机器人应用对劳动力就业水平的影响更大。本文根据Fan et al.(2019)所提出的中国各地区市场化指数,按照不同地区的市场化总指数进行排序,将研究样本分为高市场化程度和低市场化程度两组,并分别在每一组内重复模型(1)。为保证结果的稳健性,本文同时选取“政府与市场关系”市场化子指数,衡量不同维度市场经济的发展状况。相关结果见表4中Panel C。

由表4中Panel A可见,在低学历劳动力占比较高和城镇登记失业率较低的分组内, $RA_{i,t} \times RI_{j,t}$ 系数显著为负,表明机器人应用降低地区劳动力就业水平的影响,主要体现在低学历员工占比较高或城镇登记失业率较低的地区,与本文的预期相一致。表4中Panel B结果表明,在低劳动力保护程度,即工会组织数目较少的地区和劳动争议案件少的地区内, $RA_{i,t} \times RI_{j,t}$ 系数显著为负。这一结果表明机器人应用对劳动力市场的冲击,主要集中于劳动力保护较弱的地区。表4中Panel C结果表明,在市场化程度较高的分组, $RA_{i,t} \times RI_{j,t}$ 系数显著为负。这一结果表明机器人应用对劳动力市场的冲击主要集中在市场化进展较快的地区。同时,“政府与市场关系”市场化子指数的结果也在一定程

表 4 机器人应用与劳动力转移:异质性分析

	$\Delta \ln TNum_{i,j}$			
	(1)	(2)	(3)	(4)
Panel A:人力资本				
	低学历劳动力占比		城镇登记失业率	
	低	高	低	高
$RA_{i,t} \times RI_{j,t}$	-0.0758 (-0.5027)	-0.3253*** (-7.8045)	-0.2098*** (-3.6841)	-0.0020 (-0.0379)
Cons	2.6104 (0.2368)	23.8593*** (9.1289)	15.5606*** (4.1296)	-0.9836 (-0.2603)
固定效应	是	是	是	是
Obs	3543	3536	3421	3567
Adj R ²	0.5270	0.4978	0.4519	0.4141
Panel B:劳动力保护程度				
	劳动工会组织数量		劳动争议案件	
	低	高	低	高
$RA_{i,t} \times RI_{j,t}$	-0.1961*** (-3.1408)	0.2705*** (3.3443)	-0.2136*** (-3.5571)	-0.0529 (-0.1908)
Cons	11.5484*** (2.9234)	-17.8438*** (-3.0384)	13.9406*** (3.8624)	3.7863 (0.1798)
固定效应	是	是	是	是
Obs	3648	3525	3554	3525
Adj R ²	0.3290	0.5582	0.3625	0.5969
Panel C:市场化程度				
	市场化总指数		政府与市场关系子指数	
	低	高	低	高
$RA_{i,t} \times RI_{j,t}$	0.1376 (1.0006)	-0.2115*** (-3.2614)	0.2696* (1.8349)	-0.1971*** (-3.1191)
Cons	12.5128*** (3.1472)	-8.9722 (-0.8711)	11.3453*** (2.9039)	-18.3187 (-1.6758)
固定效应	是	是	是	是
Obs	3525	3695	3525	3695
Adj R ²	0.5531	0.3353	0.5337	0.3396

度上说明企业在调整劳动力决策过程中可能会受到地方政府的干预。

综合表 4 结果,本文基于不同视角的横截面数据,进一步考察了机器人应用对劳动力市场的影响在不同情景下的表现和差异,发现劳动力市场结构会显著影响机器人应用对本地劳动力就业水平的冲击,这主要体现在人力资本较低、失业率较低的地区,劳动力保护较弱的地区 and 市场化程度较高的地区。

2. 机器人应用的溢出效应

接下来,本文继续研究机器人应用是否在劳动力市场存在溢出效应,以期更全面地了解机器人应用对中国劳动力市场造成的影响。具体而言,本文考察以下三个方面:①机器人应用是否会导致

劳动力在不同行业和地区之间出现转移;②机器人应用在中长期内是否促进了本地同行业的就业;③机器人应用是否提高了本地同行业的劳动力报酬水平。

(1)机器人应用与劳动力市场转移:基于供应链方向。机器人应用可以提高同行业的全要素生产率和人均产出,并降低产品价格。这会导致下游行业的生产成本下降,供给曲线右移,增加下游对劳动力的需求。基于此,本文研究机器人应用是否影响供应链上下游行业的就业水平。

参照 Antràs and Chor(2013),本文根据 WIOD 提供的中国不同行业之间的投入产出表,识别每个行业相对重要的下游行业和上游行业。对于行业 j 而言,如果 j 行业的产出超过 1% 投入到另一行业 k 中使用,而 k 行业的产出被投入到 j 行业的比例不超过 1%,则认为 k 行业是 j 行业相对重要的下游产业,而 j 行业则是 k 行业相对重要的上游产业。按照类似原则,本文也可以识别出 j 行业的重要上游行业。在此基础上,本文定义 $\Delta \ln Num_{i,jd,t+1}$ 为 $t+1$ 年度 i 省份 j 行业的重要下游行业所含城镇单位就业人员数目的平均对数增加值, $\Delta \ln Num_{i,ju,t+1}$ 为 $t+1$ 年度 i 省份 j 行业的重要上游行业所含城镇单位就业人员数目的平均对数增加值。考虑到劳动力也可能向外地同行业进行转移,为衡量劳动力是否从本地向外地同行业进行转移,本文计算 $t+1$ 年度除 i 省份之外的其他所有省份在 j 行业城镇单位就业人员数目的平均变化值,并记为 $\Delta \ln Num_{-i,j,t+1}$ 。最后,分别将 $\Delta \ln Num_{i,jd,t+1}$, $\Delta \ln Num_{i,ju,t+1}$ 和 $\Delta \ln Num_{-i,j,t+1}$ 代入模型(1)进行回归拟合,相关结果见表 5。

由表 5 可知,在考察本地机器人应用分别对重要下游行业就业水平的影响、对外地同行业就业水平的影响时, $RA_{i,t} \times RI_{j,t}$ 系数均显著为正。这表明本地某行业机器人应用具有显著的溢出效应:本地某行业机器人应用,会逐渐驱使劳动力转移到本地的重要下游行业和外地同一行业,且相关系数表明转移至前者的劳动力增长速度远大于转移至后者的劳动力增长速度。

表 5 机器人应用与劳动力转移:基于供应链方向

	$\Delta \ln Num_{i,jd,t+1}$ (1)	$\Delta \ln Num_{i,ju,t+1}$ (2)	$\Delta \ln Num_{-i,j,t+1}$ (3)
$RA_{i,t} \times RI_{j,t}$	0.1649** (2.4735)	-0.0295 (-0.2822)	0.0185*** (3.6287)
Cons	-10.3945** (-2.3106)	5.8556 (0.6461)	-1.1541*** (-3.3352)
固定效应	是	是	是
Obs	5226	4690	7220
Adj R ²	0.6995	0.6969	0.9881

(2)机器人应用与劳动力市场转移:基于行业的劳动力可替代性特征。部分人力资本较低的劳动力被机器人应用取代后,有可能转移到对劳动力要求较低的其他行业中。基于此,本文考察机器人应用是否也会导致劳动力在不同行业之间转移。具体而言,对于 i 省份 j 行业,本文按照行业的劳动力可替代性特征,对 j 行业以外的其他所有行业从小到大排序,将最高的 25% 观测值划分为高组,最低的 25% 观测值划分为低组。然后,分别计算本省这两组行业的劳动力就业水平变化,并将其作为因变量进行回归分析。本文预期,机器人应用可在一定程度上增加其他劳动力替代性较高的行业的就业水平,这源于这些行业对劳动力的要求同样较低,劳动力更容易复制、转移。相关结果

见表6。

表6中列(1)和列(2)是以行业内可机械臂化任务占比衡量行业的劳动力可替代性的相关结果。其中, $\Delta \ln Num_{i,-j,h1,t+1}$ 表示本地劳动力可替代性较高的行业的劳动力就业水平变化, $\Delta \ln Num_{i,-j,h2,t+1}$ 表示本地劳动力可替代性较低的行业的劳动就业水平变化。结果显示,列(1)的交叉项 $RA_{i,t} \times RI_{j,t}$ 系数在10%的水平上显著为正,意味着当本地某行业的机器人应用规模扩大时,本地其他劳动力替代性较高行业的就业水平有所增加。列(2)的交叉项 $RA_{i,t} \times RI_{j,t}$ 系数并不显著异于零,意味着本地某行业机器人应用规模的扩大,对本地劳动力替代性较差行业的就业水平并不存在显著影响。表6中列(3)和列(4),是以行业职位被机器人局部或全部取代的可能性,即可替代职位工作小时占比衡量行业的劳动力可替代性的相关结果。与列(1)和列(2)结果类似,当以 $\Delta \ln Num_{i,-j,h2,t+1}$ 作为因变量时,交叉项 $RA_{i,t} \times RI_{j,t}$ 系数为正,且在1%的水平下显著,当以 $\Delta \ln Num_{i,-j,h1,t+1}$ 作为因变量时,交叉项 $RA_{i,t} \times RI_{j,t}$ 系数同样不显著。综合表6结果,本文发现机器人应用的溢出效应还扩展至产业链之外,即本地某行业机器人应用同样可以显著提高本地其他劳动力替代性较高的行业的就业规模。

表6 机器人应用与劳动力转移:基于行业劳动力的可替代性

	$\Delta \ln Num_{i,-j,h1,t+1}$ (1)	$\Delta \ln Num_{i,-j,h1,t+1}$ (2)	$\Delta \ln Num_{i,-j,h2,t+1}$ (3)	$\Delta \ln Num_{i,-j,h2,t+1}$ (4)
$RA_{i,t} \times RI_{j,t}$	0.0188* (1.7875)	-0.0002 (-0.0699)	0.0345*** (3.3616)	-0.0045 (-1.2996)
Cons	-2.2895*** (-3.2096)	0.5561*** (3.0762)	-5.2200*** (-7.4795)	3.8539*** (16.4301)
固定效应	是	是	是	是
Obs	7220	7220	7220	7220
Adj R ²	0.9898	0.9879	0.9842	0.9960

(3)机器人应用与中长期劳动力就业水平。在前面的研究中,本文重点讨论了机器人应用对未来一年的劳动力就业水平的影响。尽管机器人应用在短期内挤占了部分劳动力资源,但是由于机器人应用存在潜在的溢出效应,其可能在较长的时期内创造新的工作岗位。因此,本文进一步研究机器人应用对地区劳动力就业水平的中长期影响。具体而言,本文构造行业—地区层面的样本,并在行业—地区层面计算2011—2017年机器人新增总规模(TRA_i, TRI_j)。在此基础上,本文计算相比2011年末, i 省份 j 行业在2018年末城镇单位就业数目的对数增加值 $\Delta \ln TNum_{i,j}$,并用这一变量表示中长期劳动力就业水平的变化。随后,本文在行业—地区层面仿照模型(1)进行分析。表7报告了相关回归结果。

表7列(1)为全样本回归的结果,结果表明交叉项 $TRA_i \times TRI_j$ 系数并不显著异于零,但是在表7列(2)中,当研究样本限制为IFR数据所覆盖行业,交叉项 $TRA_i \times TRI_j$ 系数显著为正。这表明,在使用工业机器人较多的行业,机器人在中长期可一定程度提高该行业的劳动力就业水平。考虑到本文研究样本期间跨度较短,本文认为随着机器人覆盖行业的增加、机器人引进规模的扩大和引进时间的增加,这一效应可能逐步放大。

表 7 机器人应用对劳动力就业水平的中长期影响

	$\Delta \ln TNum_{i,j}$	
	全样本 (1)	IFR 覆盖行业 (2)
$TRA_{i,t} \times TRI_j$	-0.0041 (-1.4388)	0.0288* (2.1191)
Cons	0.1734* (1.7919)	-1.5679* (-2.1484)
行业固定效应	是	是
地区固定效应	是	是
Obs	1439	915
Adj R ²	0.3312	0.3076

(4) 机器人应用与平均工资水平。本文在最后一部分探究了机器人应用对中国劳动力市场平均工资的影响,以分析劳动力是否能从机器人应用中获益。与模型(1)类似,本文在该部分使用 i 省份 j 行业的平均工资的变化作为因变量 $\Delta \ln Wage_{i,j,t+1}$ 。同样,本文控制了一系列固定效应,以控制未知因素对劳动力报酬的影响。相关结果见表 8 列(1)。考虑到劳动力报酬与机器人应用的内生性问题,本文使用行业劳动力可替代性的相关变量,作为该行业内机器人潜在引进规模的测度。相关结果见表 8 列(2)和列(3)。

表 8 列(1)显示,交叉项的系数接近零,且并不显著异于零。这意味着整体而言,机器人应用对同行业平均工资的影响并不显著。表 8 列(2)和列(3)所示,当采用行业内可机械臂化任务占比 $ReachingHandling_j$ 作为行业机器人引进规模的测度时,交叉项系数增加到 0.0472,且在 5%的水平下显著。当采用可替代职位工作小时占比 $ReplaceableHours_j$ 衡量行业机器人引进规模时,交叉项系数增加到 0.0267,且在 1%的水平下显著。这表明机器人应用能够显著提高同行业平均工资。综合表 8 结果,本文发现在易被机器人取代的行业之内,随着机器人应用规模的扩大,行业内的平均工资水平也随之有所增加。

表 8 机器人应用与平均工资水平

	$\Delta \ln Wage_{i,j,t+1}$		
	(1)	(2)	(3)
$RA_{i,t} \times RI_{j,t}$	0.0003 (1.2834)		
$RA_{i,t} \times ReachingHandling_j$		0.0472** (2.8317)	
$RA_{i,t} \times ReplaceableHours_j$			0.0267*** (4.4308)
Cons	0.0478*** (2.9128)	-0.3013** (-2.3074)	-0.0300 (-1.3485)
固定效应	是	是	是
Obs	7153	6998	6998
Adj R ²	0.2667	0.2649	0.2663

六、结论与政策建议

本文使用2012—2017年中国地区层面和行业层面的机器人应用数据,通过构建交叉项以捕获行业—地区层面的机器人应用变化情况,并结合劳动力就业数据,从更精细的层面考察机器人应用对就业的影响。考虑到中国不同行业、地区之间存在丰富的、不容忽视的差异,本文也从地区和行业的不同横截面特征出发,进一步分析了不同情景下机器人应用对劳动力市场影响的差异。考虑到机器人应用存在潜在的溢出效应,本文也从供应链方向、行业劳动力可替代性角度出发,深入考察机器人应用对劳动力转移,对中长期劳动力就业和对行业内劳动者平均工资的影响。本文研究试图明晰机器人应用对中国劳动力市场结构的影响,并以此评估凯恩斯“技术性失业”理论在中国劳动力市场的适用性。研究发现:机器人应用会显著降低劳动就业水平,特别是在易被机器替代的行业中。然而,这一影响在不同劳动力市场结构下存在较大差异,在低学历员工占比较高、劳动力保护较弱及市场化程度较高的地区,机器人应用规模的增加对就业的冲击更严重。本文还发现行业—地区内的机器人应用在短期及中长期均具有一定的溢出效应,同样会影响到其他行业或地区的劳动力市场。具体来说,某一行业—地区内机器人应用,会刺激本地下游行业、本地其他劳动力替代性较高行业及外地同行业的就业,同时,也会在一定程度上刺激本地同行业的中长期就业和工资水平。本文的研究发现为“技术性失业”争论提供了新的证据,并对中国劳动力市场的结构变化提供了经验性解释。

基于研究发现,本文为机器人产业政策的制定提供了新的思路和借鉴:

(1)发现机器人应用会引发“技术性失业”问题。因此,不论是政府监管部门,还是微观企业决策者,在制定智能机器人、工业机器人等相关产业政策和公司内部决策时,不仅应当关注机器人发展和大规模应用对生产效率的提升,也应关注机器人对劳动力市场的影响、对劳动力就业和对员工工作稳定性的影响。对于现有机器人应用较广的行业,政府应适当增加关注,及时解决相关就业问题,尽快转移相关劳动力,避免就业矛盾发生激化。对于仍需政策鼓励与支持的行业,在进一步完善机器人相关行业政策,在提高生产效率、推动工业转型升级的同时,也要综合考虑保障就业的需求。目前,相关产业政策多由政府层面强制推动,主要关注于推进重大标志性产品落地、发展完善机器人产业链体系、培育龙头企业并强化产业创新能力等方面,这导致政府相关工作视野受限,多集中于制造业技术创新突破方面。因此,相关管理部门可考虑出台就业相关政策,在推动工业向智能制造转变的同时,保证就业规模和社会稳定,积极引导各行业龙头企业在发展智能机器人、降低人力资本的同时,全方位加强对员工的职业培训教育,从企业内部缓解机器人应用带来的“技术性失业”问题。

(2)在不同地区,机器人应用对劳动力就业的影响存在一定的差异:在低学历员工占比较高、劳动力保护较弱及市场化程度较高的地区,机器人应用的影响较大。基于此,政策制定者应该根据不同地区的发展阶段和就业现状,推出因地制宜、全面协调的机器人发展战略,在提高生产效率的同时,减少对劳动力市场的影响。例如,政府可以通过完善劳动力保护体系、提高劳动者人力资本、加强要素市场改革等多种方式,全面持续增强现有劳动者的竞争优势,同时注重保障下岗失业人员的利益,积极结合机器人产业发展趋势,有针对性地完善下岗失业人员再就业培训工作,通过调整培训内容,将再培训后具有较高人力资本的就业人员逐步引流至其他行业。

(3)机器人应用存在显著的溢出效应,能够显著提高本地下游行业、本地其他劳动力替代性较高行业及外地同行业的劳动就业水平,同时也能提高本地同行业在中长期内的总体劳动就业水平。建议政府制定适当政策以引导利用机器人应用的溢出效应,促进不同行业、地区之间的协调立体发

展,推动企业、行业对中长期持续发展的关注,以更高效地调节生产和就业。④随着机器人应用规模扩大,行业内的平均工资水平也随之增加,这一结果表明机器人应用具有一定的调节收入分配的功能。基于此,监管部门可进一步引导优化机器人产业在国民经济中所发挥的作用,注重加强对微观企业行为的引导,借助税费、补贴等手段增强对企业机器人应用决策的影响,引导企业在利润分配中更注重职工利益,增加对职工的职业培训教育和岗位保护,从企业内部转移吸收“富余”劳动力,在保障生产效率的前提下缓解机器人应用对就业的影响。

本文结果为凯恩斯的“技术性失业”理论在解释中国劳动力市场的结构变化方面提供了一定的支持,然而,需要注意的是,受限于统计数据的可靠性和真实性,本文结论可能更有助于对劳动力就业进行趋势判断,而在精确衡量劳动力就业变动程度方面存在一定的欠缺。这意味着在引用本文结论进行量化分析时,需要更为慎重地评估结果准确度。本文期待未来出现更可靠、更准确、更精细的就业数据和机器人应用数据,以继续深入探索工业机器人应用对国民经济的影响。

[参考文献]

- [1]韩民春,韩青江,夏蕾. 工业机器人应用对制造业就业的影响——基于中国地级市数据的实证研究[J]. 改革, 2020,(3):22-39.
- [2]王林辉,胡晟明,董直庆. 人工智能技术会诱致劳动收入不平等吗——模型推演与分类评估[J]. 中国工业经济, 2020,(4):97-115.
- [3]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]. 统计研究, 2020,(1):74-87.
- [4]周茂,李雨浓,姚星,陆毅. 人力资本扩张与中国城市制造业出口升级:来自高校扩招的证据[J]. 管理世界, 2019,(5):64-77.
- [5]Acemoglu, D., and D. Autor. Skills, Tasks and Technologies: Implications for Employment and Earnings[A]. Card, D., and O. Ashenfelter. Handbook of Labor Economics[C]. North Holland: Elsevier, 2011.
- [6]Acemoglu, D., and P. Restrepo. The Race Between Man and Machine: Implications of Technology for Growth, Factor Shares, and Employment[J]. American Economic Review, 2018,108(6):1488-1542.
- [7]Acemoglu, D., and P. Restrepo. Robots and Jobs: Evidence from U.S. Labor Markets [J]. Journal of Political Economy, 2020, 128(6):2188-2244.
- [8]Akerman, A., I. Gaarder, and M. Mogstad. The Skill Complementarity of Broadband Internet [J]. Quarterly Journal of Economics, 2015, 130(4):1781-1824.
- [9]Antràs, P., and D. Chor. Organizing the Global Value Chain[J]. Econometrica, 2013,81(6):2127-2204.
- [10]Arntz, M., T. Gregory, and U. Zierahn. The Risk of Automation for Jobs in OECD Countries: A Comparative Analysis[R]. OECD Social, Employment and Migration Working Papers, 2016.
- [11]Autor D. H., L. F. Katz, and M. S. Kearney. The Polarization of the U.S. Labor Market [J]. American Economic Review, 2006,96(2):189-194.
- [12]Autor, D. H., F. Levy, and R. J. Murnane. The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration[J]. Quarterly Journal of Economics, 2003,118(4):1279-1333.
- [13]Banker R. D., D. Byalov, 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):111-27.
- [14]Benzell, S. G., L. J. Kotlikoff, G. LaGarda, and J. D. Sachs. Robots Are U.S.: Some Economics of Human Replacement[R]. NBER Working Paper, 2015.
- [15]Berg, A., E. F. Buffie, and L. F. Zanna. Should We Fear the Robot Revolution?(The Correct Answer Is Yes)[J]. Journal of Monetary Economics, 2018,(97):117-148.
- [16]Bessen, J. E., M. Goos, A. Salomons, and W.V. Berge. Automatic Reaction—What Happens to Workers at

- Firms that Automate[R]. SSRN Working Paper, 2019.
- [17]Botero, J., S. Djankov, R. La Porta, F. Lopez-de-Silanes, and A. Shleifer. The Regulation of Labor[J]. *Quarterly Journal of Economics*, 2004,119(4):1339–1382.
- [18]Boustanifar, H., E. Grant, and A. Reshef. Wages and Human Capital in Finance: International Evidence, 1970–2011[J]. *Review of Finance*, 2018,22(2):699–745.
- [19]Brynjolfsson, E., and T. Mitchell. What Can Machine Learning Do? Workforce Implications [J]. *Science* 2017, 358(6370):1530–1534.
- [20]Che, Y., and L. Zhang. Human Capital, Technology Adoption and Firm Performance: Impacts of China's Higher Education Expansion in the Late 1990s[J]. *Economic Journal*, 2018,128(614):2282–2320.
- [21]Cheng, H., R. Jia, D. Li, and H. Li. The Rise of Robots in China [J]. *Journal of Economic Perspectives*, 2019,33(2):71–88.
- [22]Dauth, W., S. Findeisen, J. Suedekum, and N. Woessner. Adjusting to Robots: Worker-Level Evidence[R]. Julius Maximilians Universität Würzburg Working Paper, 2018.
- [23]Dietzenbacher, E., B. Los, R. Stehrer, M. Timmer, and G. De Vries. The Construction of World Input–Output Tables in the WIOD Project[J]. *Economic Systems Research*, 2013,25(1):71–98.
- [24]Dinlersoz, E., and Z. Wolf. Automation, Labor Share, and Productivity: Plant-Level Evidence from U.S. Manufacturing[R]. US Census Bureau Center for Economic Studies Working Paper, 2018.
- [25]Dixon, J., B. Hong, and L. Wu. The Employment Consequences of Robots: Firm-Level Evidence [R]. SSRN Working Paper, 2019.
- [26]Fan, G., G. Ma, and X. Wang. Institutional Reform and Economic Growth of China: 40-Year Progress Toward Marketization[J]. *Acta Oeconomica*, 2019,69(s1):7–20.
- [27]Feng, A., and G. Graetz. Rise of the Machines: The Effects of Labor-saving Innovations on Jobs and Wages[R]. IZA Working Papers, 2015.
- [28]Frey, C. B., and M. A. Osborne. The Future of Employment: How Susceptible Are Jobs to Computerisation[J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2017,(114):254–280.
- [29]Gordon, R. J. Is US Economic Growth Over? Faltering Innovation Confronts the Six Headwinds [R]. NBER Working Paper, 2012.
- [30]Graetz, G., and G. Michaels. Robots at Work[J]. *Review of Economics and Statistics*, 2018,100(5):753–768.
- [31]Helpman, E., and A. Rangel. Adjusting to a New Technology: Experience and Training [J]. *Journal of Economic Growth*, 1999,4(4):359–383.
- [32]Hémous, D., and M. Olsen. The Rise of the Machines: Automation, Horizontal Innovation and Income Inequality[R]. SSRN Working Paper, 2014.
- [33]Hjort, J., and J. Poulsen. The Arrival of Fast Internet and Employment in Africa [J]. *American Economic Review*, 2019,109(3):1032–1079.
- [34]Hsieh, C. T., and P. J. Klenow. Misallocation and Manufacturing TFP in China and India[J]. *Quarterly Journal of Economics*, 2009,124(4):1403–1448.
- [35]Jansson, T., and Y. Karabulut. Do Robots Increase Wealth Dispersion[R]. SSRN Working Paper, 2018.
- [36]Jian M., and T. J. Wong. Propping through Related Party Transactions [J]. *Review of Accounting Studies*, 2010,15(1):70–105.
- [37]Kambourov G., and I. Manovskii. Occupational Specificity of Human Capital[J]. *International Economic Review*, 2009,50(1):63–115.
- [38]Karabarbounis, L., and B. Neiman. The Global Decline of the Labor Share[J]. *Quarterly Journal of Economics*, 2014,129(1):61–103.

- [39]Kong D., S. Liu, and J. Xiang. Political Promotion and Labor Investment Efficiency [J]. *China Economic Review*, 2018,(50):273–93.
- [40]Lazear E. P. Job Security Provisions and Employment[J]. *Quarterly Journal of Economics*, 1990,105(3):699–726.
- [41]Mann, K., and L. Püttmann. Benign Effects of Automation: New Evidence from Patent Texts [R]. SSRN Working Paper, 2018.
- [42]Martinez, J. Automation, Growth and Factor Shares[R]. Society for Economic Dynamics Working Papers, 2019.
- [43]Nelson, R. R., and E. S. Phelps. Investment in Humans, Technological Diffusion, and Economic Growth[J]. *American Economic Review*, 1966,56(1/2):69–75.
- [44]Sachs, J. D., and L. J. Kotlikoff. Smart Machines and Long–Term Misery[R]. NBER Working Paper, 2012.
- [45]Spitz–Oener, A. Technical Change, Job Tasks, and Rising Educational Demands: Looking Outside the Wage Structure[J]. *Journal of Labor Economics*, 2006,24(2):235–270.
- [46]Susskind, D. A Model of Technological Unemployment[R]. Economics Series Working Paper, 2017.
- [47]Timmer, M. P., E. Dietzenbacher, B. Los, R. Stehrer, and G. J. De Vries. An Illustrated User Guide to the World Input –Output Database: The Case of Global Automotive Production [J]. *Review of International Economics*, 2015,23(3):575–605.

Robots and Labor Employment——An Empirical Investigation Based on Heterogeneity of Industries and Regions

KONG Gao–wen¹, LIU Sha–sha², KONG Dong–min³

- (1. School of Management, Guangzhou University, Guangzhou 510006, China;
2. School of Management, Jinan University, Guangzhou 510632, China;
3. School of Economics, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

Abstract: Based on robot applications at the regional and industry levels, this paper studies the impact of robot installations on labor market to evaluate the applicability of Keynes’s “technical unemployment” in the Chinese market. This paper finds that: The robot installations significantly reduce labor employment in the next year, especially in industries that are more replaceable by machines. The impact is more pronounced in regions with more low–educated employees, weaker labor protections and higher marketization. Robot installations also have spillover effects on employment. In the short term, robot installations lead to an increase in labor employment of local downstream, other industries with high robot replaceability, as well as the focal industry outside. In the medium and long term, robot installations promote the labor employment in the focal industry. Finally, robot installations also improve labor salaries. This paper enhances the literatures in the area of robot installations and labor market, provides further empirical evidence for the structural change of China’s labor market in a deeper level of industry–areas. This paper indicates that the robot industry policy makers should care about the negative impacts of robot policies on social employment and the special characteristics of local regions and industries. At the same time, this paper also indicates that the government can reconcile robot installations and employment by enhancing the human capital and protections of labors, or market institution constructing.

Key Words: robot; employment; technical unemployment; spillover effect; labor transfer

JEL Classification: J21 L60 O33

〔责任编辑:李鹏〕