

机器人的就业效应： 机制与中国经验*

李 磊 王小霞 包 群

摘要：伴随机器人和人工智能等劳动节约型新技术的使用，机器人对就业岗位的冲击作用日益受到关注。本文基于中国微观企业数据检验机器人使用对中国工业企业就业的影响。研究发现，首先，与普遍担忧不同，企业的劳动力需求反而因机器人使用显著上升；其次，并非所有行业与工人都从机器人使用中获益，家具、造纸、制鞋等传统劳动密集型企业中的劳动力以及低技能劳动力的就业受到抑制；再次，机器人使用的就业促进效应主要源于企业产出规模的扩张，部分受到生产效率提高和产品市场份额提升的影响；最后，采用配对一倍差法、工具变量法等识别策略，以及控制可能的内生干扰后，机器人对中国企业就业的促进效应依然稳健存在。本文研究对客观评估机器人与人之间的关系具有一定的指导意义。

关键词：机器人 就业 替代效应 规模效应

DOI:10.19744/j.cnki.11-1235/f.2021.0140

一、引言

近年来，大数据、云计算等数字科技推动了机器人、人工智能与自动化生产技术的应用与发展，尤其是机器人在企业中的应用已经越来越普遍。2003~2015年之间，全球机器人年安装量增长近2.14倍，年平均增长率达到16%左右。根据国际机器人联合会（以下简称IFR）预计，到2025年这个数字可能会上升到400万~600万台。机器人与人工智能在中国的应用同样呈现快速增长，2017年中国正在使用的机器人已占全球总量的10%左右^①，中国已连续5年（2013~2017年）成为全球最大的机器人消费市场。

机器人与人工智能的普及不仅深刻改变了生产效率与组织方式，也引发了人们对失业问题的广泛担忧。早在20世纪30年代，凯恩斯推测在未来的90年里全世界将经历一场快速的技术进步，并由此产生技术性失业（Keynes, 2010）。里昂惕夫随后也提出了类似的预测，越来越多的工人将被机器取代（Leontief, 1952）。虽然在过去的几十年里这些预言并没有全部成真，但如今机器人特别是人工智能的快速发展，再一次引起全社会对“机器替代人”的普遍担忧，成为广受关注的热点研究问题（Frey and Osborne, 2013, 2017）。

机器人使用是否引致失业？利用发达国家数据的研究发现机器人使用的确会引致失业（Aghion and Howitt, 1994；Ford, 2015）。Acemoglu和Restrepo（2020）以行业层面构建的机器人与人的生产任务模型为基础，利用1990~2007年间美国工业机器人存量数据的研究结果发现，每千名工人中每增加一台机器人，就业人口比率将降低0.18%~0.34%，工资将会降低0.25%~0.5%。然而也有一些文献认为，机器人的使用从整体上看并不会导致大量失业，因为机器人应用等技术进步在替代就业的同时，也创造出大量的新的工作机会（Mokyr et al., 2015；Akerman et al., 2015；Gaggl and Wright, 2017）。Dauth等（2018）检验了工业机器人对1994~2014年期间德国劳动力市场的就业和工资的影响，发现工业机器人的采用对当地劳动力市场的总体就业没有影响。类似地，Graetz和Michaels（2018）运用1993~2007年17个国家的行业机器人数据，发现机器人使用密度的增加会提高劳动生产率和工资收入，但对工人总工作时间的影响并不显著。此外，机器人应用对就业的影响在技能劳动力的分布上也并不一致，中低技能劳动力面临工作被先进技术替代的风险更大（Acemoglu, 2002；Autor et al., 2003；Graetz and Michaels, 2018；魏下海等, 2018），因为他们大多执行那些常规的、易于自动化的工作；而主

*本文得到国家社科基金重点项目（18AZD001、20AZD049、21AZD024）、国家自然科学基金项目（71973073）、中央高校基本科研业务费专项资金（63192304）的资助。包群为本文通讯作者。

要从事非常规的、工作任务难以自动化的高技能工人则不易被取代。除此之外,以上研究结论也会因国家经济发展水平、市场规模、国际分工地位等不同而存在差异。

面对发达国家利用人工智能技术进行再工业化的国际竞争压力,我国已将智能制造提升到了国家发展战略的重要地位。在这一背景下,有效协调智能制造与劳动就业之间的内在冲突,对新时期下我国就业稳定与制造升级都具有深远的影响意义。为此,本文基于2000~2013年间中国工业企业面板数据,检验了机器人使用对我国企业就业的影响及其作用机制。研究结果显示:(1)整体来看,机器人使用增加了中国企业就业水平。机器人使用将使企业就业水平上升9.48个百分点,同时机器人进口金额、进口数量每增加10个百分点,分别带动企业就业水平上升0.086与0.53个百分点。(2)进一步的机制检验表明,机器人对就业影响的规模效应、生产率效应和替代效应均显著存在。机器人的就业促进作用主要得益于产出规模效应。(3)机器人对我国企业就业的影响存在行业或劳动力群体间的异质性表现。在皮革、毛皮、羽毛及其制品,家具制造,造纸等劳动密集型行业中,机器人应用存在显著的就业替代效应;在不同教育水平的劳动者群体中,中等受教育水平的劳动者从机器人应用中获益最多。

与以往研究相比,本文的边际贡献体现在以下方面:第一,现有关于机器人与就业的研究文献大多基于发达国家(Autor and Salomons, 2017; Acemoglu and Restrepo, 2020; Dauth et al., 2018; Graetz and Michaels, 2018)。由于发展中国家的劳动力成本相对较低,工业制造与产业布局也更集中于劳动密集型行业,因此与发达国家相比,机器人对就业的影响在发展中国家可能存在差异。我们的研究也发现了与发达国家不同的结论,发达国家的研究大多支持了机器人替代人的结论,而本文则发现了机器人使用对中国企业就业强有力的促进作用。第二,现有文献主要利用国家或行业层面数据进行分析,行业层面数据掩盖了行业内企业的异质性,无法识别机器人应用对企业就业产生影响的微观作用渠道。本文基于中国微观企业层面的研究,能够发现机器人对就业的影响在不同行业的差异,以及对企业内不同技能人群的影响。第三,多种影响渠道的检验。本文考察了机器人应用影响中国企业就业的多种可能渠道,主要包括机器人应用引起的生产率效应、产出规模效应、市场份额效应和替代效应等。多种渠道的综合分析有助于我们识别机器人应用对我国劳动力就业的影响机制。第四,多种因果识别策略的采用,以保证识别的准确性。本文采用匹配—双重差分法、工具变量法等方法控制机器人应用的内生性问题、控制国产机器人供应和数据质量变化形成的测量误差以及考虑金融危机、劳动合同法等其他外生因素,以保证分析结论的稳健性。

本文的结构安排如下:第二部分是理论机制分析;第三部分是计量模型构建、数据及统计事实;第四部分是基准模型分析及异质性检验;第五部分借助中介效应模型,探讨机器人影响就业的传导途径;第六部分是因果识别分析;第七部分是结论及政策建议。

二、理论机制分析

本文首先从理论层面分析机器人与就业之间的关系,重点探讨机器人应用影响劳动力就业的作用渠道,并在Acemoglu和Restrepo(2020)的简化模型基础上从企业视角研究机器人应用对就业的影响。

技术进步是生产力变革和经济增长的重要推动力。随着大数据、人工智能、物联网等数字技术与工业机器人的融合,新一轮自动化不仅会取代简单的、重复性的常规手工任务,还通过学习执行越来越多的认知性工作,这给劳动力市场带来前所未有的冲击。在Acemoglu和Autor(2011)的理论模型基础上,Acemoglu和Restrepo(2018a)通过构建静态和动态的生产任务框架,深入剖析了机器人对劳动力市场的影响。首先,不同于要素增强型技术进步(Factor-augmenting Technological Change),Acemoglu和Restrepo(2018b)认为基于生产任务的模型能够更深刻地刻画自动化的应用现实。其次,他们推断长期以来技术进步之所以并没有带来大规模失业,反而创造了大量的就业,这并非都来自于生产率的增长,毕竟自动化产生的替代效应显著大于生产率效应。根据Acemoglu和Restrepo(2018c, 2019)的分析,机器人应用影响就业存在以下可能渠道:第一,替代效应渠道(Displacement Effect),与早期工业革命类似,机器人使用会代替部分常规性的手工劳动,降低生产任务环节的

劳动力需求。第二,生产率效应渠道(Productivity Effect),其不仅包括机器人使用带来的生产效率的提高,还包括长期资本积累与自动化深化(自动化环节的再度自动化,如一些机械设备性能的提升)带来的生产率改善。该效应会直接增加非自动化环节劳动力需求(Autor, 2015; Acemoglu and Restrepo, 2019),同时会降低产品价格,增加产品的市场需求,由此带来的产出扩大会增加企业各个环节的劳动力需求。第三,恢复效应渠道(Reinstatement Effect),主要指新的具有劳动比较优势的生产任务的创造,这改变了劳动力执行的任务内容。该效应与替代效应截然相反,会大大提高企业对劳动力的需求。第四,机器人使用对劳动力市场的影响取决于以上效应的加总。基于产品需求视角, Bessen (2018)通过构造封闭条件下的一般均衡模型,认为当产品的需求弹性足够大时,特别是在价格需求弹性大于1的情况下,自动化带来的产品需求提升对就业的正向促进效应可能将抵消其对就业的替代效应。

综上,本文推测机器人使用可能会通过以下渠道影响企业就业:一是替代效应渠道。在其他条件不变情况下,企业引入机器人直接代替那些容易被自动化的常规手工劳动,进而降低劳动力就业。二是规模效应渠道。企业竞争力增强,产品价格降低会带动产品需求上升而导致产出规模扩大,企业会增加各个环节的劳动要素投入。三是生产率效应渠道。一方面机器人应用使企业的生产方式实现了部分机械化、自动化,这在一定程度上会提高非自动化环节的就业;另一方面自动化的深化、资本的积累也可能通过改善生产效率增加劳动力需求。但考虑到在企业规模没有得到提升的情况下,企业生产率的增加也可能导致企业减少劳动力雇佣。

由于 Acemoglu 和 Restrepo (2020)的研究是在行业层面进行,根据 Melitz (2003)的异质性企业理论,行业内部的企业是非对称的,不同企业在面临新的技术时会有不同的表现,因此,本文在 Acemoglu 和 Restrepo (2020)简化模型的基础上,从企业层面对此问题进行说明。假定在一个行业内部存在若干企业,每个企业的生产函数如下:

$$X_i = A_i \min_{s \in [0, S]} \{x_i(s)\}$$

其中, A_i 代表企业的生产率系数。 X_i 是 t 时期 i 企业的产出水平。假设每一个企业都是通过一系列连续的生产任务 $s (s \in [0, S])$ 才能完成生产过程,因此 $x_i(s)$ 为生产 X_i 过程中专业化于任务 s 的产量,这些任务由固定的比例组合在一起。

参照 Acemoglu 和 Restrepo (2020)做法,我们将机器人使用引入到模型中,机器人可以代替部分工人执行任务。假定在企业 i 内部 $[0, M_i]$ 可以用机器人代替人来操作,机器人在每个任务中的生产率标准化为1,进一步为了简化模型,假定在每个任务当中劳动生产率为 $\gamma_i > 0$ 并且不变。最终, i 企业 s 任务的生产函数表达如下:

$$x_i(s) = \begin{cases} r_i(s) + \gamma_i l_i(s) & (s \leq M_i) \\ \gamma_i l_i(s) & (s > M_i) \end{cases}$$

其中, l_i 是 i 企业 s 任务中劳动要素的投入量, r_i 是 i 企业 s 任务中机器人的投入量,由于大于 M_i 的任务不能被自动化,因此只能使用劳动力。

在既定产出水平下,基于成本最小化原则,我们得到了 t 时期每个任务 s 的劳动力和机器人的需求函数:

$$l_i(s) = \begin{cases} 0 & (s \leq M_i) \\ \frac{X_i}{\gamma_i A_i} & (s > M_i) \end{cases} \quad r_i(s) = \begin{cases} 0 & (s > M_i) \\ \frac{X_i}{A_i} & (s \leq M_i) \end{cases}$$

通过对所有任务进行加总,我们得到 t 时期企业 i 的劳动力总需求:

$$L_i = \frac{(1 - M_i) X_i}{\gamma_i A_i}$$

基于上述简要推导可以发现,一个企业内部的机器人使用可能通过以下3个渠道影响就业:第一,替代效应渠道。在其他条件不变的情况下,企业引入机器人直接代替了那些容易被自动化的常规手工劳动。在上式中表现为,伴随企业自动化范围 M_i 的上升,企业的劳动力需求将会下降。第二,规模效应渠道。价格的降低会带动产品需求的上升从而导致产出规模的扩大,规模的作用下企业会增加各个环节劳动要素的投入。上式中表现为产出 X_i 增加。第三,生产率效应渠道。一方面使用机器人使企业的生产方式自动化,企业生产效率和

竞争力的增加会增加劳动力需求(Autor, 2015; Acemoglu and Restrepo, 2019)。但另一方面,在规模不变的情况下,生产效率的增加也会产生节约劳动的效应。因此,机器人使用带来企业生产率增加对就业的影响是不明确的。

三、计量模型、数据及统计事实

(一) 计量模型设定与变量说明

为检验机器人使用对我国企业就业水平的影响,本文在以上理论分析基础上设定计量模型如下:

$$\ln emp_{ijt} = \alpha_0 + \alpha_1 \ln robot_{ijt} + \beta Z_{ijt} + u_{ijt} \quad (1)$$

其中, i 表示企业, j 表示行业, c 代表地区, t 代表年份。被解释变量 $\ln emp_{ijt}$ 是企业从业人员的对数值,代表企业对劳动力的需求; $\ln robot_{ijt}$ 是本文的核心解释变量,采用工业机器人进口作为企业机器人使用的代理变量。选取工业机器人进口作为中国企业机器人使用的代理变量的原因有以下几点:第一,中国企业的机器人使用绝大部分来自进口。根据国际机器人联合会的数据,2013年之前,中国超过70%的工业机器人需求依赖国外进口。同时,根据中国机器人产业联盟(CRIA)数据,2011年,工业机器人的本土供应商在中国国内共销售约2000台机器人,这仅占中国机器人销售总量的8%左右,2012年约占14%,2013年约占25%。第二,虽然国内企业掌握了机器人生产的部分技术,但大多布局在产业的中低端领域。第三,无论是中国机器人产业联盟还是国际机器人联合会提供的数据,都仅限于国家层面或行业层面的机器人年安装数量,并不能获得企业层面机器人的应用信息,无法实现本文研究目的。第四,已有文献借助机器人进口数据来间接衡量机器人的应用情况。例如,在考察不同国家的老龄化程度与自动化进程之间的关系时,Acemoglu和Restrepo(2018d)就借用工业机器人进口数据作为机器人使用的衡量标准之一。

Z_{ijt} 是包含一系列影响就业规模的企业层面的控制变量集合。参照以往文献做法(戴觅等,2013;毛其淋、许家云,2016),本文企业层面控制变量具体包括:企业年龄($\ln age$)及其平方项,用调查年份与企业登记注册年份之差测算;企业资本劳动密集度($\ln kl$),用企业固定资产合计与年末从业人员的比值计算;企业平均工资水平($\ln wage$),用企业年应付工资总额除以从业人数表示;企业进口贸易($\ln import$),用除机器人进口以外的进口贸易金额与销售收入的比值衡量,控制该变量在一定程度上有助于识别出机器人进口对就业的影响;企业出口贸易($\ln export$),用出口贸易金额与销售收入的比值衡量,用以控制出口对国内就业的冲击;赫芬达尔指数(HHI),代表企业所在行业市场集中度。除此之外,本文还加入了企业所有制类型(国有企业、民营企业、外资企业)的虚拟变量,并控制了企业、行业、地区、年份固定效应, u_{ijt} 是随机扰动项。

(二) 数据来源

工业机器人进口信息来源于中国海关总署《中国海关贸易数据库》提供的企业产品贸易数据。该数据库包含了每个贸易企业的产品层面信息,包括贸易价格、数量和金额。更为重要的是,这个丰富的数据库提供了产品的HS八位数编码信息,为本文识别企业工业机器人的进口提供了条件^②。通过统计分析,我们发现样本内进口过工业机器人的企业有4540家,观测值有8696组。

企业层面数据主要来自中国国家统计局《中国工业企业数据库》。该数据库涵盖了全部国有企业和部分非国有企业(主营业务收入达到500万及以上)。由于该数据库调查过程中存在一些企业错误填报导致的样本信息失真问题,本文参照以往文献的做法(Brandt et al., 2012; Feenstra et al., 2014)对数据按照以下标准进行了清理:(1)对企业进行了重新匹配和识别;(2)将缺少主要财务信息的样本删除,例如总资产、固定资产、销售收入等;(3)将从业人数少于8人的企业排除;(4)鉴于数据库所使用的国家行业分类标准在2002年和2011年发生了改变,本文将所有年份的行业分类代码统一调整为2002年的国家行业分类标准;(5)对名义指标进行平减;(6)依据现有国际通用会计准则,删除了流动资产规模大于总资产、固定资产规模大于总资产、固定资产净值大于总资产、企业代码缺失以及成立时间不合理的企业样本。

随后,本文参照田巍和余森杰(2014),采用“两步法”将《中国工业企业数据库》和基于《中国海关贸易数据

库》计算的机器人进口等变量进行匹配,即先用企业名称与年份进行一对一匹配,然后用企业所在地邮政编码和电话号码的后七位,将未能根据企业名称合并成功的样本再次合并。为了合并的准确性,在进行第二次合并时,本文还按照以下条件进行了筛选:(1)邮政编码或者电话号码缺失;(2)邮政编码不合理;(3)电话号码不合理。最终,本文得到了一个包含企业基本信息、财务经营信息以及进出口贸易信息的综合且全面的数据库。

对进口工业机器人与未进口工业机器人的企业特征的描述统计分析发现,就业规模越大、工资水平越高、资本密集度越高、国际贸易参与度越高的企业越倾向进口工业机器人。与此同时,中国工业机器人进口与就业之间的散点图呈现出明显的正相关关系(参见附表1和附图1)。当然,这是在没有控制其他变量的情况下的简单推断,为了更严格地识别两者之间的关系,本文接下来将转向更严谨的计量分析。

四、实证结果分析

(一)基准结果

表1报告了2000~2013年间机器人使用对中国企业就业规模影响的基准估计结果。列(1)估计了是否进口工业机器人对企业就业水平的影响,结果显示,相比未进口机器人的企业,使用机器人企业的就业规模显著高出9.48个百分点。列(2)和列(3)分别估计了机器人进口数量和进口金额对企业就业规模的影响,结果显示机器人进口金额每增加10个百分点,将带来企业就业水平上升0.086个百分点;机器人进口数量每增加10个百分点,将导致企业就业水平上升0.53个百分点^③。显然,无论是采用何种指标度量机器人使用状况,机器人使用都将显著改善我国劳动力就业水平。我国企业引入机器人参与生产并没有导致劳动力出现大规模失业,反而促进了就业。这意味着中国企业的机器人应用对劳动力就业的促进效应大于替代效应。

本文这一结果也反映了发展中国家机器人应用与发达国家的差异性(Acemoglu and Restrepo, 2020)。一方面,与发达国家相比,发展中国家的机器人技术仍然处于早期起步阶段,无论是机器人技术的应用还是适用范围并不像发达国家那般广泛,这导致机器人技术对发展中国家早期应用阶段的劳动力替代效应不明显,因为自动化技术完全代替人工执行任务通常需要较长时间。另一方面,相对于后工业化时期的发达国家,发展中国家的劳动力成本依然相对较低,这也决定了发展中国家机器人应用可能更为强调技术升级与效率改进,而非主要为了节约劳动力工资成本(Keller, 2004; Acemoglu, 2012)。由于发达国家劳动力要素相对短缺、工资成本较高,其技术进步与创新通常偏向于劳动力成本节约型,因此发达国家机器人应用更有可能替代劳动力就业。Oberdabernig (2016)比较了发达国家与发展中国家技术进步对劳动力就业的影响差异,强调正是由于两类样本在要素禀赋与劳动力工资方面的显著不同,决定了技术进步与自动化生产对发展中国家的就业替代效应通常要小得多。

(二)分行业估计

IFR的工业机器人统计数据显示,在汽车、电子、金属制品等高资本投入的行业中,工业机器人的应用与普及范围更加广泛,因为这些行业的生产工序本身就适合自动化的大批量生产。此外,不同行业的要素密集度存在差异。相较于资本密集型行业,劳动要素越密集的行业,机器人对人的替代程度可能更强。因此,为使本文的结论更加客观,我们进一步分行业检验机器人应用与就业的关系,表2报告了分行业样本的回归结果。在一些资本密集型行业,引进机器人会促进就业,而在部分劳动密集型行业引入机器人会带来就业人员的减少。在

表1 基准结果

变量	(1)	(2)	(3)
<i>robot</i>	0.0948*** (0.0129)		
<i>lnrobot_value</i>		0.0086*** (0.0012)	
<i>lnrobot_quantity</i>			0.0530*** (0.0073)
<i>lnwage</i>	-0.2835*** (0.0009)	-0.2835*** (0.0009)	-0.2835*** (0.0009)
<i>lnkl</i>	-0.2142*** (0.0007)	-0.2142*** (0.0007)	-0.2142*** (0.0007)
<i>lnage</i>	0.2218*** (0.0017)	0.2218*** (0.0017)	0.2218*** (0.0017)
<i>lnage²</i>	-0.0328*** (0.0005)	-0.0328*** (0.0005)	-0.0328*** (0.0005)
<i>lnimport</i>	-0.0304*** (0.0040)	-0.0304*** (0.0040)	-0.0304*** (0.0040)
<i>lnexport</i>	0.1319*** (0.0064)	0.1319*** (0.0064)	0.1319*** (0.0064)
<i>HHI</i>	-0.1611*** (0.0052)	-0.1611*** (0.0052)	-0.1611*** (0.0052)
所有制类型	Yes	Yes	Yes
企业/行业/地区/年份	Yes	Yes	Yes
Observations	3209429	3209429	3209429
R ²	0.9145	0.9145	0.9145

注:括号内为稳健标准误,***、**、*分别代表1%、5%、10%的显著性水平,企业/行业/地区/年份表示分别控制了企业、行业、地区及年份固定效应(下表同)。

皮革、毛皮、羽毛及其制品,家具制造,造纸这3个劳动密集型行业,机器人对人的替代最高达到了74.25%、15.82%、11.35%^④。

分行业的估计结果与Acemoglu和Restrepo(2020)基于美国样本的结论并不一致。其研究结果显示,机器人对就业的负向效应主要集中在高度机械化的行业,如汽车制造、金属制品、化学、制药、食品制造等;在纺织业、造纸、家具制造等行业,机器人应用可能会促进劳动力就业。一方面,与美国等发达国家相比,我国机器人应用仍然处于早期起步阶段,率先采用机器人生产技术的企业往往能够凭借这一竞争优势扩大市场份额,从而增加对劳动力的需求,这一作用在通信设备、计算机及其他电子设备制造,专用设备制造等资本或技术密集型行业表现得尤为突出。另一方面,随着我国劳动力成本的上升,皮革、毛皮、羽毛及其制品,家具制造,造纸等劳动密集型行业面临更为突出的成本压力,决定了其具有更强烈的经济激励使用机器人替代劳动力。同时,长期激烈的市场竞争导致这些行业的生产技术较为成熟与稳定,因而机器人技术应用对劳动力就业的拉动作用相对有限。为反映分行业估计结论的稳健性,我们还进一步比较了行业资本密集度25%分位数以下和75%分位数以上的样本估计结果,同样显示出资本密集度越高的行业,机器人应用对就业的正向促进效应越明显(参见附表2)。

(三)分技能劳动力水平的估计

与高技能劳动力相比,低技能劳动力是否更有可能受到机器人的冲击?我们通过合并2004年的经济普查数据与工业企业数据库,进一步考察机器人对不同技能水平劳动力就业的异质性影响。表3估计结果显示,机器人进口对不同受教育水平劳动力的就业规模的影响系数均显著为正,意味着在率先使用机器人生产的企业中,不同技能水平的劳动力就业都会从中获益。具有高中学历的劳动力群体从机器人应用中获得的就业促进效应最大,机器人进口金额每增加10个百分点将导致高中学历劳动力群体就业规模上升1.293个百分点,然后依次为大学专科(0.991%)、大学本科(0.848%)、初中及以下(0.813%)、研究生及以上(0.372%)。在就业结构方面,伴随机器人应用的增加,具有高中学历的劳动力群体的就业份额将显著上升,研究生及以上和初中及以下劳动力群体的就业份额显著下降,大学专科及本科的就业份额变化不显著。

上述研究结论揭示了,具有高中学历的中等技能劳动力群体将从机器人应用中获得更大的就业促进效应,低技能劳动力与高技能劳动力获益相对较小。本文这一发现反映了现阶段我国机器人应用与中等技能劳动者之间存在较强的互补性。机器人应用会衍生出负责机器人维修或简单重新编码的工作岗位需求,创造出更多适宜中等技能劳动力的新工作机会(Lordan and Neumark, 2018)。此外,中国与发达国家的就业技能结构存在显著差异。在美国、德国、日本等发达国家,中等技能劳动力分布广泛,因而也更容易受到自动化技术与机器人的冲击。然而,我国低技能劳动力占比最高,中等技能劳动力就

表2 分行业结果展示

行业代码	lnrobot_value	行业代码	lnrobot_value	行业代码	lnrobot_value
13	—	23	-0.0270	33	0.0224
14	0.0542*	24	0.0105	34	0.0126**
15	-0.0155*	25	—	35	0.0031
16	—	26	0.0115	36	0.0085**
17	0.0000	27	-0.0219	37	0.0006
18	-0.0107	28	0.0053	39	0.0057
19	-0.0577**	29	0.0116	40	0.0114***
20	—	30	0.0118***	41	0.0027
21	-0.0117**	31	0.0143	42	0.0147
22	-0.0102**	32	0.0180*	43	0.0106

注:为节省空间,我们仅汇报了工业机器人进口金额变量的估计系数及其显著水平。行业代码对应的行业名称如下:13.农副食品加工业,14.食品制造业,15.酒、饮料和精制茶制造业,16.烟草制品业,17.纺织业,18.纺织服装、鞋、帽制造业,19.皮革、毛皮、羽毛(绒)及其制品业,20.木材加工和木、竹、藤、棕、草制品业,21.家具制造业,22.造纸和纸制品业,23.印刷和记录媒介复制业,24.文教体育用品制造业,25.石油加工、炼焦及核燃料加工业,26.化学原料和化学制品制造业,27.医药制造业,28.化学纤维制造业,29.橡胶制品业,30.塑料制品业,31.非金属矿物制品业,32.黑色金属冶炼和压延加工业,33.有色金属冶炼和压延加工业,34.金属制品业,35.通用设备制造业,36.专用设备制造业,37.交通运输设备制造业,39.电气机械和器材制造业,40.通信设备、计算机及其他电子设备制造业,41.仪器仪表及文化、办公用机械制造业,42.工艺品及其他制造业,43.废弃资源和废旧材料回收加工业。

表3 分技能水平劳动力的估计

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
变量(lnemp)	研究生及以上	大学本科	大学专科	高中	初中及以下
lnrobot_value	0.0372*** (0.0101)	0.0848*** (0.0079)	0.0991*** (0.0065)	0.1293*** (0.0076)	0.0813*** (0.0088)
企业CV	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
地区/行业	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
Observations	31870	135971	209981	248412	240408
R ²	0.1140	0.2005	0.2150	0.1847	0.2134
变量(lnemp_share)	研究生及以上	大学本科	大学专科	高中	初中及以下
lnrobot_value	-0.0003*** (0.0001)	-0.0007 (0.0005)	-0.0009 (0.0007)	0.0081*** (0.0013)	-0.0037*** (0.0014)
企业CV	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
地区/行业	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
Observations	255771	255771	255771	255771	255771
R ²	0.0818	0.2493	0.2270	0.1072	0.2581

注:lnemp表示不同受教育水平劳动力的就业规模;lnemp_share表示不同受教育水平劳动力的相对就业份额。企业CV指企业层面控制变量(下同)。

业还有很大的发展空间。

(四)行业溢出效应

本文发现机器人应用显著促进了中国企业的劳动就业,那么该企业机器人的使用对其他企业就业的影响如何?机器人使用引致的企业劳动力需求上升通过以下3类渠道满足:一是吸引新增劳动力或是失业劳动力,即机器人促进就业的净效应;二是吸引同行业内其他企业的劳动力转移就业;三是吸引其他行业的劳动力,产生劳动力的行业间就业转移。因此机器人应用不仅显著增加了该企业自身的劳动就业,也使密集使用机器人生产的行业出现就业规模的整体扩张,即存在对行业劳动就业的溢出效应。

为了捕捉机器人对行业内其他企业或行业间的就业外溢效应,本文从以下3个方面进行检验。首先,用企业行业就业份额对机器人使用进行回归,以检验机器人应用在促进企业就业规模的同时,是否也显著提升了该企业在行业内的就业份额。表4第(1)列结果表明引进机器人的确会显著提高企业的行业内就业份额。其次,用行业内没有进口机器人企业的就业对行业内机器人使用强度^⑤进行回归,以检验机器人应用是否会挤占行业内其他企业的劳动力就业。表4第(2)列的结果显示,机器人的引入对行业内那些没有使用机器人的企业就业也存在正向影响,但不显著。最后,通过用行业加总就业人数对行业机器人使用密度进行回归,表4第(3)列的结果显示行业机器人使用密度对行业劳动力就业水平的影响同样为正但不显著。本文表明机器人使用并没有对行业内其他企业和其他行业的劳动力就业产生挤占作用。

(五)机器人对就业影响的时期差异

根据2014年IFR的数据,全球机器人总销量从2009年开始以更快的速度增长。此外,2008年爆发全球金融危机后,政府出台的大规模财政刺激计划可能会影响企业使用机器人的动机。为此,本文进一步考察了机器人应用对我国企业就业水平的影响在时期间的差异。借鉴Fan等(2020),我们将样本区分为2000~2007年、2008~2013年两个时间段,分别估计了2008年前后机器人使用对我国工业企业就业规模的影响,估计结果见表5^⑥。结果显示,机器人对我国企业就业水平的影响在两个时期内均显著为正,这意味着本文估计结果在时期跨度上的稳健性。此外,2008年之后的时期内,机器人使用对我国工业企业的就业促进效应显著高于前一时。2008年全球金融危机之后,我国逐渐进入高质量经济增长阶段,本文估计结果意味着,以机器人及人工智能代表的技术进步并没有挤出我国的劳动力就业,反而扩大了对劳动力的需求。

(六)控制规模效应及其他投入品进口

为使本文结论更为可信,本文进一步控制规模效应并排除其他投入品进口的冲击。首先,控制规模效应^⑦。规模是影响企业对劳动要素需求的重要因素之一,企业规模越大对劳动力的需求也越多。为了减轻规模效应存在带来的估计偏差,我们采取两种方法对其加以控制:一是在基准模型中控制企业产出规模(*lnsize*)变量,二是采用就业规模加权最小二乘估计方法^⑧对基准方程进行估计。其次,排除其他投入品进口冲击。虽然我们在之前的分析中控制了除机器人之外的其他进口,但是如果不进一步区分进口产品类别,可能存在加总扭曲。鉴于本文工业机器人的衡量采用的是进口机器人,其他种类投入品进口尤其是资本品进口,也可能影响企业的雇佣数量与雇佣结构。因此,为进一步排除其他资本品或中间投入品进口给企业就业带来的冲击,参照Caselli(2018)、张杰等(2015)等学者的做法,我们将进口贸易分为3类:第一类是工业机器人进口,第二类是工业机器人以外的资本品进口(*lncapital*),第三类是其他投入

表4 行业溢出效应

	(1)	(2)	(3)
	<i>firm</i>	<i>firm</i> (<i>dummy</i> =0)	<i>industry</i>
变量	<i>lnemp_share</i>	<i>lnemp</i>	<i>lnemp</i>
<i>lnrobot_value</i>	0.0087*** (0.0015)		
<i>lnindustry_robot</i>		0.0301 (0.0184)	0.2692 (0.2227)
企业 CV	Yes	Yes	No
行业 CV	No	No	Yes
行业/地区/年份	Yes	Yes	Yes
企业	Yes	Yes	No
Observations	3209429	2023252	9216
R ²	0.9496	0.9182	0.9621

注:行业 CV 为企业控制变量在行业层面的加总。

表5 不同时期效应的考察

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
变量	2000~2007 年			2008~2013 年		
<i>robot</i>	0.0523*** (0.0157)			0.0913*** (0.0205)		
<i>lnrobot_value</i>		0.0047*** (0.0014)			0.0082*** (0.0018)	
<i>lnrobot_quantity</i>			0.0259*** (0.0092)			0.0626*** (0.0117)
Observations	1776481	1776481	1776481	1432942	1432942	1432942
R ²	0.9452	0.9452	0.9452	0.9305	0.9305	0.9305

注:估计方程中均加入了企业层面控制变量,并且控制了企业、行业、地区、年份固定效应(下表同)。

品进口($\ln inter$),并将这3类贸易变量同时纳入基准模型进行估计。在控制资本品和其他投入品进口对企业就业的影响之后,机器人对就业的正向促进作用始终稳健存在,并且这一结果不受规模效应的干扰。此外,针对不同技能和行业溢出效应的估计结论与前述类似(参见附表3、附表4和附表5)^⑨。显然,经过以上处理,本文研究更加准确地识别出机器人应用带来的就业净效应。

五、机器人影响就业的机制分析

基准分析显示,机器人使用显著提升了中国工业企业的劳动力就业水平。本节我们将基于理论机制分析结论,检验机器人应用影响我国企业劳动力就业的可能渠道。参照Baron和Kenny(1986)的中介效应检验方法,设定计量模型如下:

$$\ln emp_{ijct} = \alpha_0 + \alpha_1 \ln robot_{ijct} + \alpha_2 Z_{ijct} + u_{1ijct} \quad (2)$$

$$M_{ijct} = \beta_0 + \beta_1 \ln robot_{ijct} + \beta_2 Z_{ijct} + u_{2ijct} \quad (3)$$

$$\ln emp_{ijct} = \gamma_0 + \gamma_1 \ln robot_{ijct} + \gamma_2 M_{ijct} + \gamma_3 Z_{ijct} + u_{3ijct} \quad (4)$$

其中, M_{ijct} 是机器人应用影响企业劳动力就业水平的中介变量,分别是企业全要素生产率($\ln tfplp$)、产出规模($\ln size$)、市场份额($\ln market_share$),其他变量的定义同模型(1)。中介效应的估计结果参见表6,其中列(1)报告了模型(2)的估计结果,估计了机器人应用影响企业就业水平的总效应;列(3)、列(5)和列(7)分别报告了机器人应用对中介变量全要素生产率($\ln tfplp$)、产出规模($\ln size$)和市场份额($\ln market_share$)的估计结果,即模型(3)中 β_1 的估计结果;列(2)、列(4)和列(6)报告了模型(4)的估计结果,即加入中介变量后,机器人应用对企业劳动力就业规模的直接影响,这里主要关注模型(4)中机器人应用对企业劳动力就业水平的影响系数 γ_1 和中介变量对企业劳动力就业水平的影响系数 γ_2 的显著性。如果 β_1 、 γ_1 和 γ_2 均是显著的,则中介变量发挥了显著的中间传递机制, $(\beta_1 \times \gamma_2) / \alpha_1$ 可以测算机器人应用对企业就业水平的总效应中,中介变量引致的中介效应比重。

(一)生产率

理论机制分析中,生产率效应的影响并不明确。机器人应用一方面通过提高企业的生产率节约劳动力投入,另一方面扩大企业的产出规模增加对劳动力要素的需求。本文运用LP方法(Levinsohn and Petrin, 2003)测算企业全要素生产率。表6列(3)的估计结果显示机器人应用显著提高了企业的生产率水平,表6列(2)的估计结果显示,伴随企业生产率水平的提升,企业就业规模得以显著提高。这意味着,在我国工业企业中,机器人应用通过提升企业的生产率水平而促进了劳动力的就业。生产率效应起到了正向促进的传递作用,但生产率效应占总效应的比重仅为2.46%。

(二)产出规模

尽管新技术应用会产生就业破坏效应,但这种破坏通常被产出增长所导致的创造效应所抵消(Carnoy, 2013)。工业机器人等自动化技术在提高生产率的同时带动企业产出规模扩张,这会增加企业对劳动要素的投入需求(Acemoglu and Restrepo, 2020)。本文以企业的工业总产值测算企业的产出规模,用其作为中介变量检验规模创造效应。表6列(4)和列(5)的估计结果显示,产出规模的中介效应显著为正,机器人应用显著提升了企业的产出规模,进而也促进了企业劳动力就业的增长。同时规模效应占总效应比重为47.33%,表明机器人应用对我国企业就业的促进效应主要通过产出规模扩大渠道来实现。

(三)市场份额

Acemoglu(2002)认为企业采用新技术的关键性动因是技术进步带来的市场规模效

表6 主要中介效应估计

变量	(1) $\ln emp$	(2) $\ln emp$	(3) $\ln tfplp$	(4) $\ln emp$	(5) $\ln size$	(6) $\ln emp$	(7) $\ln market_share$
$\ln robot_value$	0.0108*** (0.0015)	0.0106*** (0.0015)	0.0062** (0.0025)	0.0045*** (0.0010)	0.0130*** (0.0015)	0.0081*** (0.0012)	0.0003*** (0.0001)
$\ln tfplp$		0.0428*** (0.0006)					
$\ln size$				0.3131*** (0.0007)			
$\ln market_share$						1.3324*** (0.0113)	
Observations	1877439	1877439	1877439	3209319	3209319	3209266	3209266
R ²	0.9386	0.9390	0.8150	0.9320	0.8931	0.9157	0.8978

注:列(1)、(2)、(3)的样本区间为2000~2007年。

应。从边际成本角度看,机器人以更低的成本执行相同的工作任务,这会降低企业产品的相对市场价格,扩大企业的市场份额,进而增加企业对劳动力要素的投入。表6列(6)和列(7)的估计结果表明,机器人应用显著扩大了企业的市场份额,而企业市场份额的扩张也显著提升了企业的劳动力就业规模。市场份额同样也是机器人应用促进劳动力就业中的传递渠道之一,但这种传导效应并不强,市场份额效应占总效应比重仅为4.65%。

(四)替代效应

数据方面的限制导致我们无法直接考察机器人使用的就业替代效应。本文通过在基准模型中引入机器人使用与企业平均工资的交叉项,间接识别机器人应用对劳动力的替代效应。交叉项系数如显著为负,表明企业的平均工资水平越高,机器人替代劳动力的比例越大。表7列(1)中交叉项的估计系数显著为负,这表明伴随劳动力工资水平的提高,机器人应用的就业替代效应将显著增加。表7中列(2)和列(3)进一步探讨了机器人应用的就业替代效应对劳动密集型生产技术的敏感性,估计结果显示,只有在劳动密集型行业中,机器人对人的替代效应是显著的,这呼应了本文分行业回归的结论。

以上机制检验发现,工业机器人的就业促进效应主要来自于企业产出规模的扩张,部分受到生产效率提高和产品市场份额提升的影响。鉴于总效应为正,间接表明机器人对人的替代效应虽然存在,但影响效应较小。

六、机器人影响就业的因果效应识别

(一)匹配+双重差分方法

工业机器人进口可能是非随机,是一些企业自发的、有选择性的行为。例如,就业规模越大的企业越倾向引进机器人代替工人执行生产任务。因此,本文基本模型的估计结果可能因个体的自选择问题而产生估计偏差。如果假设该自选择偏差取决于个体的可观察特征,我们需要寻找那些与进口机器人的企业具有相同特征但未发生机器人进口的企业作为“反事实”对照组,以获取机器人对就业规模的净影响。因此,本文利用匹配方法,将考察期间内发生机器人进口行为的企业看作处理组,从未发生机器人进口行为的企业作为潜在对照组,去匹配与处理组相近的对照组,随后借助双重差分方法计算机器人进口对企业就业影响的平均处理效应。

具体估计过程如下:第一步,利用倾向得分匹配方法(PSM)寻找与处理组相邻的对照组。根据现有理论和经验分析,本文选择以下变量作为匹配变量:企业年龄(*age*)、资本密集度(*lnkl*)、平均工资水平(*lnwage*)、就业规模(*lnemp*)、人均产出水平(*lnlfp*)、利润率(*profit*)、负债比例(*debt_share*)、出口密集度(*export_share*)、市场集中度(*HHI*)、企业所有制类型(是否为外资企业)。根据条件独立性原则(Rosenbaum and Rubin, 1982),在机器人进口决策模型中,我们对这些变量均进行了控制。在已有匹配变量的基础上,本文采用近邻匹配的方法来寻找对照组,初始匹配比例是1:1。第二步,采用双重差分法估计机器人进口对企业就业影响的平均处理效应。根据第一步得到的匹配结果,双重差分方法的计量模型设定如下:

$$\ln emp_{ijt} = \rho_0 + \rho_1 du + \rho_2 dt + \gamma du \times dt + \eta Z_{ijt} + u_{ijt} \tag{5}$$

其中,被解释变量 $\ln emp_{ijt}$ 是企业从业人数的对数值。 du 是用来区分处理组和对照组的0-1变量,如果样本为进口机器人的企业,则 du 为1,属于处理组;如果为PSM处理之后的非进口机器人的企业,则 du 为0,属于对照组。 dt 是二维虚拟变量, $dt=1$ 表示企业进口机器人之后的时期, $dt=0$ 表示企业进口机器人之前的时期。 du 与 dt 的交叉项系数 γ 反映了进口机器人前后企业就业的平均变化情况。 Z_{ijt} 设定同模型(1),此外模型还加入了地区、行业、年份以及企业层面的固定效应。

处理组和对照组倾向得分的直方图表明本文满足共同

表7 替代效应的间接估计

	(1)	(2)	(3)
变量	全部样本	劳动密集型行业	非劳动密集型行业
<i>lnwage</i> × <i>lnrobot_value</i>	-0.0053** (0.0022)	-0.0149** (0.0066)	-0.0038 (0.0025)
<i>lnrobot_value</i>	0.0126*** (0.0020)	0.0157*** (0.0046)	0.0117*** (0.0023)
Observations	3209423	936660	2272763
R ²	0.9145	0.9140	0.9193

支撑条件检验。匹配后,各协变量的标准偏差绝对值均不到10%,基本满足平衡性假设(参见附图2和附表6)。本文绘制了处理组和对照组匹配前后就业分布的核密度图。相对于匹配前,匹配后处理组和对照组的就业规模水平相近,模型在一定程度上控制了机器人进口前处理组和对照组的特征差异(参见附图3)。

表8第(1)列给出了PSM-DID的基准估计结果。交叉项 $du \times dt$ 的系数显著为正,机器人使用在1%的水平上显著扩大了企业就业规模。以上结论是基于一对一近邻匹配下的估计结果,为使本文结论更为稳健,我们通过改变配对比例、配对方法,以及在基准模型基础上改变协变量集合等对基本结论的敏感性进行验证。主要敏感性检验包括:

第一,改变协变量集合。基准配对模型中以1%的显著性水平为基准选取匹配协变量,为避免结论受匹配协变量选取影响,我们首先在基准配对模型基础上进一步加入地区、行业固定效应,重新配对后的双重差分估计结果参见表8列(2)。同时,根据Rosenbaum和Rubin(1982)平衡性原则分析,我们不仅要加入所有协变量(无论是否显著),还应该将部分变量的高阶项和交叉项纳入模型中,这些变量具体包括企业年龄的二次项、工资水平与利润率的交乘项等。重新配对后双重差分的估计结果参见表8列(3)。在改变协变量集合后,交叉项 $du \times dt$ 的系数依然显著为正。

第二,改变配对比例。配对比例可能影响估计结果的稳健性,我们将匹配比例扩大到1:3,表8列(4)的结果显示,交叉项估计系数在1%的水平上显著为正。

第三,改变处理组和对照组。一些企业会进口资本投入品,这将干扰机器人应用对就业影响的识别,为此本文重新选择处理组和对照组应对这一干扰。具体地,我们将处理组设定为既进口工业机器人又进口其他投入品的企业,对照组是与处理组企业具有相同特征、未发生机器人进口但存在其他投入品贸易的企业。表8列(5)和列(6)的估计结果显示,在进一步排除其他进口投入品对就业的冲击之后,本文的核心结论仍然稳健。

第四,改变配对方法。我们采用了马氏距离匹配(Mahalanobis Distance Matching,MDM)和广义精确匹配(Coarsened Exact Matching,CEM)方法重新匹配对照组。马氏距离配对中,两组协变量值的距离最小的一个或几个对照组被选择成为“反事实”的对照组;广义精确匹配可以通过控制观测数据中混杂因素的影响,使处理组与控制组的协变量的分布尽可能保持平衡,增强两组数据之间的可比性(Iacus et al.,2012)。CEM匹配方法不需要利用Logit等估计模型拟合倾向评分值,减少了对估计模型设定的依赖。表9列(1)和列(2)分别报告了MDM和CEM匹配后的双重差分估计结果,与表8列(1)中PSM-DID的结果是类似的,这表明本文的核心结论是稳健的。

(二)工具变量法

本文通过寻找合适的工具变量,利用两阶段最小二乘法(2SLS)解决内生性问题。具体的,本文试图借助以下3种工具变量降低机器人进口的内生性:(1)上一年度机器人进口来源国的汇率水平($exchange_rate$)^⑩。人民币汇率的波动会影响企业的机器人进口决策,同时其变化外生于企业的就业规模。(2)上一年度行业内机器人平均进口强度($\ln industry_robot$)。首先,行业内机器人平均进口强度通过示范效应和竞争效应影响企业引进机器人的决策,提高企业进口机器人的可能性;其次,本文被解释变量是企业层面的就业人数,工具变量属于行业层面,相对而言,两者之间的直接关联较弱。(3)上一年度地区最低工资水平($\ln mw$)。最低工资调整由政府层面做出,企业很难通过游说、拖延等影响地区最低工资调整,满足外生

表8 PSM-DID的方法

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
变量	配对比例1:1	配对比例1:1	配对比例1:1	配对比例1:3	配对比例1:1	配对比例1:3
$du \times dt$	0.2778*** (0.0197)	0.2668*** (0.0185)	0.3128*** (0.0185)	0.3021*** (0.0158)	0.2765*** (0.0196)	0.2432*** (0.01580)
dt	-0.0990*** (0.0160)	-0.0781*** (0.0148)	-0.1296*** (0.0147)	-0.0961*** (0.0101)	-0.1463*** (0.0179)	-0.0744*** (0.0129)
Observations	15337	15273	15282	23018	8911	15470
R ²	0.9321	0.9345	0.9346	0.9427	0.9475	0.9426

表9 其他配对方法

	(1)	(2)
变量	MDM-DID 配对比例1:1	CEM-DID 配对比例1:1
$du \times dt$	0.2792*** (0.0192)	0.2104*** (0.0237)
dt	-0.1004*** (0.0144)	-0.1080*** (0.0261)
Observations	15276	4782
R ²	0.9331	0.9056

性假设。此外,最低工资调整提高企业的工资成本(马双等,2012),进而影响企业对机器人的使用意愿,满足相关性假定。

工具变量的两阶段最小二乘估计结果见表10。第一阶段估计结果中的F统计量值均大于10,表明不存在弱工具变量问题。此外,上一年度进口来源国汇率、行业内机器人平均进口强度及地区最低工资水平与机器人进口均呈现显著的正相关关系,工具变量的相关性得以满足。第二阶段的结果显示,机器人应用对我国企业劳动力就业水平的影响依然显著为正,且影响程度有所提高。在借助工具变量法重新对基准模型进行估计之后,本文的研究结论依然稳健。

(三)外生因素的干扰

为了更准确地甄别机器人对企业就业规模的影响,本文进一步排除了样本期间内可能影响企业就业的其他外生因素。

第一,排除国产机器人的影响。考虑到机器人出口贸易在2008年或2010年之前较少,采用该区间(2000~2007年或2000~2009年)估计机器人应用对我国企业就业规模的影响,可以部分消除国产机器人的干扰。我们区分两个样本区间重新对基准模型进行估计,表11中列(1)和列(2)的估计结果显示,本文的核心结论基本没有发生改变。

第二,工业企业数据库质量问题。中国工业企业数据库2010年数据可能存在失真,并且2010年之后规模以上企业的定义由500万调整为2000万。我们从3个角度对以上问题进行解决。首先,采用数据质量较好的两个时间段2000~2007年、2000~2009年分别进行估计,结果不再赘述。其次采用仅剔除2010年的样本进行估计,结果见表11列(3),机器人使用对就业的影响仍然显著为正。最后,考虑到2011年工业企业数据库对企业规模进行重新界定,为避免由此设定带来的非国有企业退出概率的上升,参照Zingales(1998)、马光荣和李力行(2014)的做法,我们只对2000万元以上的样本进行回归。表11列(4)的估计结果显示,机器人使用对就业的影响仍然显著为正。

第三,机器人制造商的影响。在中国工业企业数据库中可能存在部分机器人会被中国的机器人制造商进口作为中间投入或用于研发。参照Fan等(2020)的做法,我们通过搜索工业企业数据库中企业名称是否包含“机器人”的汉字,如果包含就将其认定为机器人制造商。剔除这些公司后重新对基准模型进行回归,表11列(5)的估计结果同基准结果相比并无显著差异。

第四,其他外生影响。首先,金融危机及劳动合同法的颁布。本文的研究区间是2000~2013年,2008年爆发的全球金融危机对中国经济带来了一定影响,同时2008年1月1日实施的《中华人民共和国劳动合同法》在一定程度上影响劳动者就业。但这一冲击的影响可以被表11列(1)排除(研究区间限制在2008年之前)。其次,外资进入和国企改革。外资进入可以通过投资、生产率水平等渠道影响东道国就业水平(李磊等,2015;Lu and Yu,2015)。我们用行业内外资企业数量的对数值构造了外资进入变量并引入基准模型。国有企业体制改革也会对劳动力市场产生较大的冲击。借鉴白重恩等(2006),我们用非国有企业数量占

表10 基于工具变量的估计

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
变量	第二阶段(lnemp)				第一阶段(lnrobot_value)			
lnrobot_value	0.8921*** (0.2267)	0.1278*** (0.0336)	11.0509*** (2.0551)	0.1988*** (0.0483)				
lnindustry_robot					4.1806*** (0.8609)			4.0454*** (0.9033)
exchange_rate						0.2300*** (0.0496)		0.2550*** (0.0589)
lnmw							0.0144*** (0.0027)	0.0133*** (0.0026)
F值					145.617	5878.830	31.316	2151.441
Observations	2047043	2047043	1829733	1829733	2047043	2047043	1829733	1829733

表11 排除外生冲击的检验

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
变量	数据区间 (2000~2007年)	数据区间 (2000~2009年)	删除2010年 数据	主营收入 >2000万	剔除机器人 制造商	排除多个 外生因素
lnrobot_value	0.0047*** (0.0014)	0.0037*** (0.0014)	0.0094*** (0.0012)	0.0070*** (0.0012)	0.0087*** (0.0012)	0.0047*** (0.0014)
外资进入						0.0313*** (0.0040)
国企改革						-0.0449*** (0.0035)
Observations	1776481	2165676	3024709	2092313	3209307	1765749
R ²	0.9452	0.9397	0.9161	0.9099	0.9145	0.9553

全部企业数量比重测度国有企业改革,并将其加入基准模型。表11列(6)估计结果显示,考虑了以上外生因素的干扰后,机器人应用对我国企业就业水平的影响依然显著为正且影响程度变化不大。综上,本文基准分析中的研究结论较为稳健,可靠性较高。

七、结论

随着自动化、人工智能等新技术的快速发展,特别是近年来机器人代替人工执行生产任务变得越来越频繁,这些变化引起各界对未来就业和工资的担忧。在理论层面,本文深入探讨了机器人影响企业就业的作用渠道。一方面,机器人应用的就业替代效应。自动化或工业机器人可以代替劳动力执行部分简单重复、准确性要求高、风险较大的任务,降低企业对劳动力的需求;另一方面,机器人应用的就业促进效应。该效应既可能来自机器人应用对企业生产效率的改善与促进(生产率效应),也可能是机器人应用扩张企业产出规模从而增加劳动力需求的结果(规模效应)。因此,机器人对劳动就业的综合影响取决于负向替代效应与正向促进效应的权衡比较。

以理论分析为基础,本文采用2000~2013年中国工业企业面板数据检验了机器人应用对我国企业就业的影响及传递渠道。与大多数人担忧的“机器人替代人”相反,本文研究结论显示机器人应用显著提升了我国工业企业的劳动力就业水平,这反映了现阶段我国机器人应用的就业促进效应强于替代效应。同时,机器人应用对我国企业就业的影响在不同行业、劳动力群体间呈现异质性表现。行业的异质性分析显示,机器人应用的就业促进效应集中体现在通信设备、计算机及其他电子设备制造,专用设备制造等资本或技术密集型行业,但对家具制造、造纸、制鞋等劳动密集型行业的就业起到了显著的抑制效果。劳动力技能水平的异质性分析显示,虽然不同技能水平劳动力都从机器人应用中获益,但高中与大学专科这类中等技能水平劳动力的获益程度更大。传递渠道的检验结果表明,机器人应用的就业促进效应很大程度上归因于产出规模扩张效应,机器人应用引致的生产率效应、市场份额效应对劳动力就业的促进作用相对较小。最后,我们还对机器人影响就业的因果效应进行了识别。结果表明,在分别采用匹配—双重差分法、工具变量法等因果识别方法控制机器人应用的内生性问题、控制国产机器人供应和数据质量变化形成的测量误差以及考虑金融危机、劳动合同法等其他外生因素干扰后,本文研究结论依然稳健。

本文研究为客观评估机器人应用对劳动力就业的影响提供了来自我国微观企业层面的经验证据,而且对我国经济高质量增长与“稳就业”目标的同时实现具有重要的政策意涵。随着机器人、人工智能等前沿技术的快速发展,新技术研发与应用已经深刻影响到国际分工格局与国家竞争优势。我国已步入技术进步驱动经济增长的新发展格局,机器人与人工智能的应用将可推动我国实现智能制造,从制造业大国转变为制造业强国,在这一背景下如何有效平衡机器人与人工智能应用等技术发展与劳动力就业就成为一个亟待解决的重要话题。与发达国家相反,本文研究结论显示机器人应用可以促进我国企业的劳动力就业。机器人应用引致的产出规模效应、生产率效应和市场份额效应显著超过了机器人应用的就业替代效应,这意味着我国在现阶段应大力鼓励企业采用机器人和人工智能等技术向智能制造转变,这将进一步扩大企业的就业规模,与我国“稳就业”的目标并行不悖。其次,本文研究结论显示机器人应用的就业促进效应在中等技能水平的劳动力群体中更为突出,这说明以机器人和人工智能应用为代表的智能制造需要大量中等技能水平劳动力与之匹配。我国当前劳动力的平均技能水平较低,低技能水平劳动力占比较大,为此我国应进一步加强在职业技能教育和培训方面的引导与支出,为智能制造提供丰裕的劳动力资源,并减少技术变革引致的摩擦失业。再次,我们发现诸如家具制造、造纸、制鞋等传统劳动密集型行业中存在机器人应用的就业替代效应,政府应该在失业保障、转岗培训特别是新技能学习等方面提供更多的指导与帮助,以有效缓解新技术应用对传统行业的就业冲击,从而保证更充分更高质量就业目标的实现。

(作者单位:李磊,南开大学跨国公司研究中心;王小霞,天津财经大学经济学院;包群,南开大学经济学院)

注释

①International Federation of Robotics, 2014, World Robotics: Industrial Robots.

②本文有关机器人进口的具体识别策略如下:工业机器人在HS八位数编码体系中,主要包括84795010(多功能工业机器人)、84795090(多功能工业机器人除外的其他工业机器人)、85152120(汽车生产线及其他电阻焊接机器人)、85153120(电弧(包括等离子弧)焊接机器人)、85158010(汽车生产线及其他激光焊接机器人)、84248920(喷涂机器人)、84289040(搬运机器人)、84864031(IC工厂专用的自动搬运机器人)这八大类8位数编码的商品数据。参照审稿专家的建议及《2007年海关统计商品分类与投入产出部门分类对照表》,符合严格意义上工业机器人定义的只有84795010、84795090和84864031这三类商品,因此,本文实证仅包含这三类八位数编码的产品。

③考虑到工业机器人的大小和用途等可能存在差异,论文采用工业机器人进口金额能够更好地反映机器设备的自动化水平。接下来我们主要以工业机器人进口金额作为核心解释变量进行本文的结果汇报。

④皮革、毛皮、羽毛及其制品业,机器人进口金额在[0,387536]范围内,造成其就业降低约0~74.25个百分点($(\ln(387536+1)-\ln(0+1)) \times 0.0577 \times 100 = 74.25$);家具制造行业,机器人进口金额在[0,743217]范围内,造成其就业降低约0~15.82个百分点;造纸行业,机器人进口金额在[0,67929]范围内,造成其就业降低约0~11.35个百分点。

⑤这里的行业内机器人使用强度利用该行业进口机器人的企业数量与行业企业总数的比值表示。

⑥我们也构建了年份虚拟变量(2008年之前为0,之后为1),在基准回归模型中加入机器人使用变量与年份虚拟变量的交叉项,估计结果与表5中的分组估计结果一致。

⑦论文没有在基准回归中控制规模变量的原因是,规模是本文一个重要的中介机制。

⑧Acemoglu等(2020)针对法国工业机器人应用对劳动力市场影响的微观企业研究,采用了就业规模加权最小二乘估计方法来控制规模对劳动就业的影响。

⑨感谢匿名审稿专家对本文稳健性检验给予的宝贵意见,我们还针对其他基准回归进行了稳健性检验,结果没有显著差异。

⑩各国汇率水平来自联合国贸易和发展会议(UNCTAD),汇率指标采取间接标价法。

参考文献

- (1) Acemoglu, D., Lelarge, C. and Restrepo, P., 2020, "Competing with Robots: Firm-Level Evidence from France", *AEA Papers and Proceedings*, Vol.110, pp.383~388.
- (2) Acemoglu, D. and Restrepo, P., 2020, "Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets", *Journal of Political Economy*, Vol.128(6), pp.2188~2244.
- (3) Acemoglu, D. and Restrepo, P., 2019, "Automation and New Tasks: How Technology Displaces and Reinstates Labor", *Journal of Economic Perspectives*, Vol.33(2), pp.3~30.
- (4) Acemoglu, D. and Restrepo, P., 2018a, "The Race between Man and Machine: Implications of Technology for Growth, Factor Shares, and Employment", *American Economic Review*, Vol.108(6), pp.1488~1542.
- (5) Acemoglu, D. and Restrepo, P., 2018b, "Modeling Automation", *AEA Papers and Proceedings*, Vol.108, pp.48~53.
- (6) Acemoglu, D. and Restrepo, P., 2018c, "Artificial Intelligence, Automation and Work", NBER Working Paper, No.24196.
- (7) Acemoglu, D. and Restrepo, P., 2018d, "Demographics and Automation", NBER Working Paper, No.24421.
- (8) Acemoglu, D., 2012, "Introduction to Economic Growth", *Journal of Economic Theory*, Vol.147(2), pp.545~550.
- (9) Acemoglu, D. and Autor, D., 2011, "Skills, Tasks and Technologies: Implications for Employment and Earnings", *Handbook of Labor Economics: Elsevier*, Vol.4, pp.1043~1171.
- (10) Acemoglu, D., 2002, "Directed Technical Change", *Review of Economic Studies*, Vol.69, pp.781~810.
- (11) Aghion, P. and Howitt, P., 1994, "Growth and Unemployment", *Review of Economic Studies*, Vol.61(3), pp.477~494.
- (12) Akerman, A., Gaarder, I. and Mogstad, M., 2015, "The Skill Complementarity of Broadband Internet", *Quarterly Journal of Economics*, Vol.130(4), pp.1781~1824.
- (13) Autor, D. H. and Salomons, A., 2017, *Robocalypse Now—Does Productivity Growth Threaten Employment?*, University of Chicago Press.
- (14) Autor, D. H., 2015, "Why Are There Still So Many Jobs? The History and Future of Workplace Automation", *Journal of Economic Perspectives*, Vol.29(3), pp.3~30.
- (15) Autor, D. H., Levy, F. and Murnane, R. J., 2003, "The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration", *The Quarterly Journal of Economics*, Vol.118(4), pp.1279~1333.
- (16) Baron, R. M. and Kenny, D. A., 1986, "The Moderator-Mediator Variable Distinction in Social Psychological Research: Conceptual, Strategic, and Statistical Considerations", *Journal of Personality and Social Psychology*, Vol.51, pp.1173~1182.
- (17) Bessen, J. E., 2018, "Automation and Jobs: When Technology Boosts Employment", Boston Univ. School of Law, Law and Economics Research Paper, No.17-09.
- (18) Brandt, L., Biesebroeck, J. V. and Zhang, Y. F., 2012, "Creative Accounting or Creative Destruction? Firm-level Productivity Growth in Chinese Manufacturing", *Journal of Development Economics*, Vol.97, pp.339~351.
- (19) Carnoy, M., 2013, "The New Information Technology—International Diffusion and Its Impact on Employment and Skills", *International Journal of Manpower*, Vol.20(18), pp.119~159.
- (20) Caselli, M., 2018, "Do All Imports Matter for Productivity? Intermediate Inputs vs Capital Goods", *Economia Politica*, Vol.35(2), pp.285~311.
- (21) Dauth, W., Findeisen, S., Suedekum, J. and Woessner, N., 2018, "Adjusting to Robots: Worker-Level Evidence", Opportunity and In-

clusive Growth Institute Working Papers, No.13.

(22) Fan, H. C., Hu, Y. C. and Tang, L. X., 2020, "Labor Costs and the Adoption of Robots in China", *Journal of Economic Behavior & Organization*, Available Online.

(23) Feenstra, R., Li, Z. and Yu, M., 2014, "Export and Credit Constraints under Incomplete Information: Theory and Empirical Investigation from China", *Review of Economics and Statistics*, Vol.96(4), pp.729~744.

(24) Ford, M., 2015, *Rise of the Robots: Technology and the Threat of a Jobless Future*, New York: Basic Books.

(25) Frey, C. and Osborne, M., 2013, "Improving Technology Now Means that Nearly 50 Percent of Occupations in the US Are under Threat of Computerization", *LSE American Politics & Policy Blog*.

(26) Frey, C. and Osborne, M., 2017, "The Future of Employment: How Susceptible Are Jobs to Computerisation?", *Technological Forecasting and Social Change*, Vol.114, pp.254~280.

(27) Gaggl, P. and Wright, G. C., 2017, "A Short-Run View of What Computers Do: Evidence from a UK Tax Incentiv", *American Economic Journal: Applied Economics*, Vol.9(3), pp.262~294.

(28) Graetz, G. and Michaels, G., 2018, "Robots at Work", *The Review of Economics and Statistics*, Vol.100(5), pp.753~768.

(29) Iacus, S. M., King, G. and Porro, G., 2012, "Causal Inference without Balance Checking: Coarsened Exact Matching", *Political Analysis*, Vol.20(1), pp.1~24.

(30) Keller, W., 2004, "International Technology Diffusion", *Journal of Economic Literature*, Vol.42(3), pp.752~782.

(31) Keynes, J. M., 2010, "Economic Possibilities for our Grandchildren", *Essays in Persuasion*, Palgrave Macmillan, London, pp.321~332.

(32) Leontief, W., 1952, "Machines and Man", *Scientific American*, Vol.187(3), pp.150~160.

(33) Levinsohn, J. and Petrin, A., 2003, "Estimating Production Functions Using Inputs to Control for Unobservables", *Review of Economic Studies*, Vol.70(2), pp.317~341.

(34) Lordan, G. and Neumark, D., 2018, "People Versus Machines: The Impact of Minimum Wages on Automatable Jobs", *Labour Economics*, Vol.52, pp.40~53.

(35) Lu, Y. and Yu, L. H., 2015, "Trade Liberalization and Markup Dispersion: Evidence from China's WTO Accession", *American Economic Journal: Applied Economics*, Vol.7(4), pp.221~253.

(36) Melitz, M. J., 2003, "The Impact of Trade on Intra-Industry Reallocations and Aggregate Industry Productivity", *Econometrica*, Vol.71(6), pp.1695~1725.

(37) Mokyr, J., Vickers, C. and Ziebarth, N. L., 2015, "The History of Technological Anxiety and the Future of Economic Growth: Is This Time Different?", *Journal of Economic Perspectives*, Vol.29(3), pp.31~50.

附录

附表1 关键变量的描述性统计

变量标签	进口工业机器人			未进口工业机器人			差值	T统计值
	观测值	均值	标准差	观测值	均值	标准差		
lnemp	2667	6.4455	1.4500	3925971	4.8452	1.1110	1.5581	74.3447
lnwage	2499	10.2165	0.8229	3413208	9.5286	0.8515	0.6545	40.3717
lnkl	2623	11.7516	1.2616	3583222	10.6753	1.4520	1.0207	37.9518
lnage	2626	1.8233	0.7463	3827242	1.8930	0.8734	-0.1027	-4.0818
lnimport	2667	0.0711	0.1386	3923132	0.0052	0.1486	0.0602	22.4820
lnexport	2667	0.3170	0.2951	3923131	0.1004	0.2279	0.2084	49.1441

附表2 要素密集度差异检验

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	lnkl < 25%			lnkl > 75%		
lnrobot_value	0.0096 (0.0069)	0.0094 (0.0070)	0.0092 (0.0069)	0.0042*** (0.0016)	0.0064*** (0.0015)	0.0063*** (0.0015)
企业 CV	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
行业	No	No	Yes	No	No	Yes
企业/地区/年份	No	Yes	Yes	No	Yes	Yes
Observations	802914	802914	802914	795688	795688	795688
R ²	0.9271	0.9430	0.9431	0.9472	0.9563	0.9564

注:括号内为稳健标准误。其中,***、**、*分别代表1%、5%、10%的显著性水平。企业 CV 指企业层面控制变量(下同)。

附表3 控制规模效应和中间品进口后的基准结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	控制规模			规模加权		
robot	0.0484*** (0.0110)			0.1590*** (0.0443)		
lnrobot_value		0.0046*** (0.0010)			0.0147*** (0.0042)	
lnrobot_quantity			0.0307*** (0.0063)			0.0731*** (0.0234)
lncapital	0.0432*** (0.0077)	0.0432*** (0.0077)	0.0432*** (0.0077)	-0.0215*** (0.0078)	-0.0219*** (0.0078)	-0.0231*** (0.0077)
lninter	0.0324*** (0.0075)	0.0325*** (0.0075)	0.0324*** (0.0075)	-0.0069 (0.0072)	-0.0066 (0.0071)	-0.0057 (0.0071)
lnsize	0.3131*** (0.0007)	0.3131*** (0.0007)	0.3131*** (0.0007)			
企业 CV	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
企业/行业/地区/年份	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
Observations	3209325	3209325	3209325	3209429	3209429	3209429
R ²	0.9320	0.9320	0.9320	0.9732	0.9732	0.9732

注:括号内为稳健标准误。其中,***、**、*分别代表1%、5%、10%的显著性水平。未控制规模是指未考虑规模效应仅仅区分进口品类别的估计;控制规模是指既控制产出规模变量又区分进口品类别的估计;规模加权是指在区分进口品类别的基础上采用规模加权估计。下表同。

附表4 控制规模效应和中间品进口后不同技能劳动的结果

	变量(lnemp)	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
		研究生及以上	大学本科	大学专科	高中	初中及以下
控制规模	lnrobot_value	0.0191** (0.0095)	0.0355*** (0.0064)	0.0415*** (0.0050)	0.0645*** (0.0060)	0.0231*** (0.0077)
规模加权	lnrobot_value	0.0355*** (0.0159)	0.0721*** (0.0134)	0.0626*** (0.0117)	0.0879*** (0.0134)	0.0566*** (0.0178)
	变量(lnemp_share)	研究生及以上	大学本科	大学专科	高中	初中及以下
控制规模	lnrobot_value	-0.0003*** (0.0001)	-0.0010* (0.0005)	-0.0010 (0.0007)	0.0076*** (0.0014)	-0.0028** (0.0014)
规模加权	lnrobot_value	-0.0001 (0.0001)	-0.0002 (0.0005)	-0.0010 (0.0009)	0.0037 (0.0029)	-0.0042 (0.0029)

注:括号内为稳健标准误。其中,***、**、*分别代表1%、5%、10%的显著性水平。以上回归结果均区分了资本品和其他投入品进口贸易,下表9同。

附表5 控制规模效应和中间品进口后行业溢出效应结果

变量	firm	firm(dummy=0)	Industry
	lnemp_share	lnemp	lnemp
控制规模	lnrobot_value	0.0054*** (0.0014)	
	lnindustry_robot		-0.0240 (0.0184)
规模加权	lnrobot_value	0.0153*** (0.0032)	
	lnindustry_robot		0.0410 (0.0421)
			0.0618 (0.2311)

注:括号内为稳健标准误。其中,***、**、*分别代表1%、5%、10%的显著性水平。

(38) Oberdabernig, D. A., 2016, "Employment Effects of Innovation in Developing Countries: A Summary", Swiss Programme for Research on Global Issues for Development R4D Working Paper, No.2016/2.

(39) Rosenbaum, P. R. and Rubin, D. B., 1982, "Assessing Sensitivity to an Unobserved Binary Covariate in an Observational Study with Binary Outcome", *Journal of the Royal Statistical Society. Series B: Methodological*, Vol.45(2), pp.212~218.

(40) Zingales, L., 1998, "Survival of the Fittest or the Fattest? Exit and Financing in the Trucking Industry", *Journal of Finance*, Vol.53(3), pp.905~938.

(41) 白重恩、路江涌、陶志刚：《国有企业改制效果的实证研究》，《经济研究》，2006年第8期。

(42) 戴觅、徐建伟、施炳展：《人民币汇率冲击与制造业就业——来自企业数据的经验证据》，《管理世界》，2013年第11期。

(43) 李磊、王小洁、蒋殿春：《外资进入对中国服务业性别就业及工资差距的影响》，《世界经济》，2015年第10期。

(44) 马光荣、李力行：《金融契约效率、企业退出与资源误置》，《世界经济》，2014年第10期。

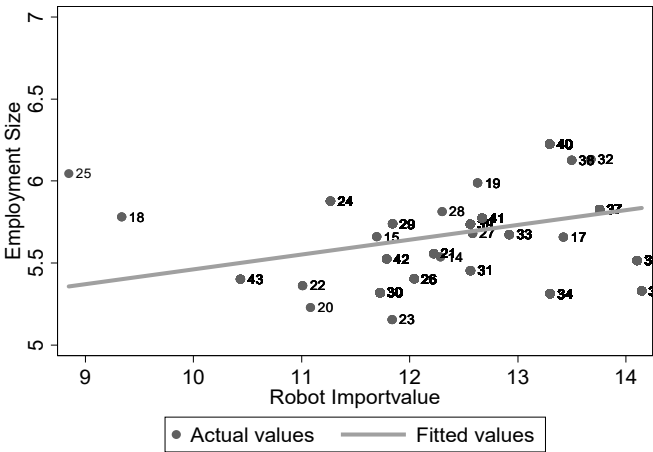
(45) 马双、张劼、朱喜：《最低工资对中国就业和工资水平的影响》，《经济研究》，2012年第5期。

(46) 毛其淋、许家云：《中间品贸易自由化与制造业就业变动——来自中国加入WTO的微观证据》，《经济研究》，2016年第1期。

(47) 田巍、余森杰：《中间品贸易自由化和企业研发：基于中国数据的经验分析》，《世界经济》，2014年第6期。

(48) 魏下海、曹晖、吴春秀：《生产线升级与企业内性别工资差距的收敛》，《经济研究》，2018年第2期。

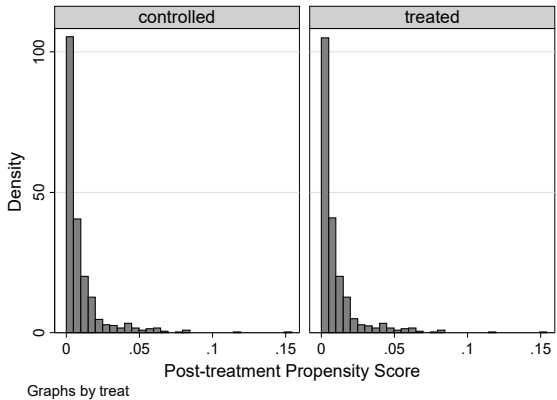
(49) 张杰、郑文平、陈志远：《进口与企业生产率——中国的经验证据》，《经济学(季刊)》，2015年第3期。



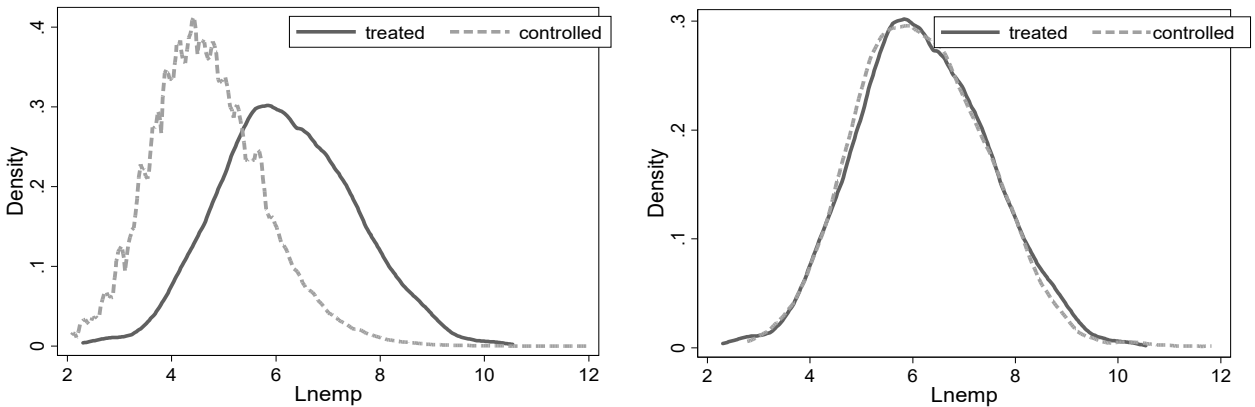
附图1 工业机器人进口与就业之间关系的散点图

附表6 平衡性检验

变量	均值		标准偏差(%)	t统计量	t检验相伴概率
	处理组	对照组			
age	6.8297	6.5089	6.5	1.28	0.202
lnkl	11.48	11.466	1.1	0.22	0.829
lnemp	6.226	6.176	4.0	0.76	0.448
lnwage	9.9379	9.9063	4.3	0.82	0.411
lnlfp	12.805	12.742	5.2	1.03	0.303
profit	0.0654	0.0585	5.4	1.04	0.299
debt_share	0.0070	0.0074	-2.5	-0.47	0.639
export_share	0.3397	0.3455	-2.0	-0.37	0.709
hhi	0.0986	0.1129	-9.9	-1.89	0.059



附图2 共同支撑假设检验



附图3 匹配前后处理组与对照组从业人数的比较

The Employment Effect of Robots: Mechanism and Evidence from China

Li Lei^a, Wang Xiaoxia^b and Bao Qun^c

(a. Center for Transnationals' Studies, Nankai University; b. School of Economics, Tianjin University of Finance and Economics; c. School of Economics, Nankai University)

Summary: The concern of machines replacing people has a long history. The industrial revolution has initially witnessed machines taking up workers' jobs. Many economists speculated that more and more workers would be replaced by machines, generating "technological unemployment". Although the "technological unemployment" did not come, the rapid development of robots, especially artificial intelligence, has again aroused widespread concern about "machine replacement". Based on the study of robotics applications in China, this paper helps us to understand whether intelligent manufacturing will bring similar shocks to developing countries and to reconcile the inherent conflicts between intelligent manufacturing and labor employment.

This paper provides insight into the channels of robots affecting employment in firms. The first is the displacement effect channel, where firms introduce robots to directly replace workers performing routine manual labor. The second is the productivity effect channel, in which the application of robots enables enterprises to partially mechanize and automate their production. It will, to a certain extent, increase employment in non-automated segments, and increase labor demand by improving its productivity. The last is the scale effect channel, where robot applications increase firm competitiveness, leading to an expansion in the output scale and thus an increase in labor factor inputs.

This paper uses detailed Chinese firm-level microdata to investigate the relationship between robot usage and employment. First, we use customs trade data to identify individual firm's robot import information and match it with the Chinese industrial enterprise database to construct firm-level robot application data. Second, we empirically investigate the impact of robot usage on firm employment, and the differences across industries and periods, differences in the impact on workers with different skills, and the spillover effect of industries. Third, we study the mechanisms of the employment impact of robot usage. Finally, we identify the causal effects of robot usage on employment using methods including PSM-DID, 2SLS, and exclusion of exogenous factors.

In general, the conclusions of this paper shows that robotics applications have boosted labor employment in China. At the sub-industry level, we find that the employment-promoting effect is reflected in the capital- or technology-intensive industries such as communication equipment, computer and other electronic equipment manufacturing, but it has a significant suppressive effect on employment in labor-intensive industries such as furniture manufacturing, paper making, and shoe manufacturing. At the worker level, the most significant benefit is found for workers with intermediate education levels, such as high school and junior college. Further mechanism tests indicate that the employment boosting effect of robots is mainly due to the output scale effect, and the productivity improvement and displacement effects of robots are smaller.

The main contribution of the paper can be summarized as follows. First, most of the existing research literature on robotics and employment is based on samples from developed countries. Since labor costs are relatively low in developing countries and industrial layout are also different compared to developed countries, our research focuses on the impact of robots on employment in developing countries. Second, unlike the existing literature, which mainly uses country- or industry-level data for analysis, we use detailed Chinese firm-level data to investigate the relationship between robot usage and employment. Third, we examine the possible channels through which robots affect employment, including scale effects, productivity effects, and displacement effects. Finally, we use multiple methods to identify the causal effects of robots on employment, which makes the findings more robust and plausible.

Keywords: robots; employment; displacement effect; scale effect

JEL Classification: J24, O33, F16