

# 工业机器人加剧了就业波动吗

——基于中国工业机器人进口视角

王小霞 李磊

**摘要：**机器人和人工智能将给就业带来怎样的冲击已引起社会各界的广泛关注。本文运用2000—2013年工业机器人进口数据代理机器人使用指标，经验分析了工业机器人应用对中国工业企业劳动力需求弹性的影响。基于倍差法的倾向得分配对模型的估计结果显示：工业机器人应用影响劳动力需求弹性的渠道主要有两个，即替代效应渠道和规模效应渠道，中国企业引入工业机器人显著加剧了就业市场波动；工业机器人应用对就业风险的冲击不仅显著且带有行业异质性，技术要求越低、自动化风险越高的行业，其劳动力需求受到工业机器人的冲击越明显。本文对机器人与劳动力需求弹性之间关系的经验考察能够为政府制定就业保障政策提供具有实践价值的建议。

**关键词：**工业机器人；劳动力需求弹性；替代效应；规模效应

[中图分类号] F746.11 [文献标识码] A [文章编号] 1002-4670 (2020) 12-0001-15

## 引言

在近一个世纪里，机器人自主移动以及执行一系列扩展任务的能力引起了作家们的无限遐想，引发了科幻电影的繁荣发展。然而，最近几年，机器人已经开始跳出科幻小说和电影荧屏，出现在现实世界当中，关于机器人经济效应的讨论早已开始。例如，1990—2013年，纽约时报网站关于机器人这一话题的讨论就达到了指数级的增长：1990—2000年，该比例从0.22%增加到0.39%，几乎翻了一倍；2000—2010年，这一数字又翻了1倍多（达0.83%），2010—2013年再次翻了一倍多（达到1.76%）。尽管社会各界对机器人的研究兴趣越来越浓烈，但是很少有关于机器人与劳动力市场方面的经验证据，尤其是就业波动方面。

机器人和人工智能与以往的自动化技术存在很大不同，他们对人类劳动的替代

[收稿日期] 2019-11-07

[基金项目] 中央高校基本科研业务费项目“数字经济、人工智能等新动能对我国企业竞争力的影响及对策研究”（63192304）；国家社会科学基金重点项目“健全促进对外投资政策和服务体系研究”（20AZD049）；国家自然科学基金面上项目“数字经济中的国际直接投资研究”（71873071）

[作者信息] 王小霞：南开大学经济学院国际经济研究所博士研究生，电子邮箱 18353137801@163.com；李磊：南开大学跨国公司研究中心教授、博士生导师

更加全面,那么这会不会加剧就业市场的波动?对这一问题的探究需要借助劳动力需求弹性。较早研究劳动力需求弹性的是在国际贸易领域,Rodrik (1997)<sup>[1]</sup>探讨了国际贸易如何影响劳动力需求的自价格弹性,认为贸易会使劳动力需求变得更加具有弹性,给定劳动力需求曲线是垂直的,国际贸易将带来更大的就业和工资波动。除此之外,劳动力需求弹性的上升还对超额利润分配时劳动力与资本的议价能力产生侵蚀,最终使劳动者忍受国际贸易冲击带来的更大负担。然而,纵观整个国际贸易领域,目前还没有学者从机器人进口贸易这一技术扩散的视角展开对就业市场波动的针对性分析。

本文尝试从两个方面扩展现有研究机器人与劳动力市场的文献:第一,20世纪90年代末,许多学者从国际贸易领域考察了劳动力需求弹性。Rodrik (1997)首次考察了国际贸易和劳动力需求弹性之间的关系。另一位较早对劳动力需求弹性进行研究的学者是Slaughter (2001)<sup>[2]</sup>,他利用1961—1991年美国制造业行业数据,对国际贸易与劳动力需求弹性间的关系进行了非常系统的实证考察。此外,国内学者周申(2006)<sup>[3]</sup>、盛斌和牛蕊(2009)<sup>[4]</sup>等也检验了国际贸易对劳动力需求弹性的影响。第二,部分文献考察了机器人应用对劳动力市场的冲击。Acemoglu和Restrepo (2020)<sup>[5]</sup>通过构建机器人和人的生产任务模型进行理论分析,一方面,机器人会替换执行生产任务中的工人,减少部分劳动力需求,即替代效应渠道;另一方面,机器人又会提高企业生产效率,降低边际成本,增加非自动化任务环节的劳动力需求,即生产率效应渠道。实证研究上,Graetz和Michaels (2018)<sup>[6]</sup>使用1993—2007年17个国家(地区)的行业数据,发现机器人可以提高工资和全要素生产率,但对总工作时间的的影响不明显。Acemoglu和Restrepo (2020)对1990—2007年美国的研究表明,机器人使用会降低就业和工资水平。Bessen (2018)<sup>[7]</sup>借助简单的需求模型解读了美国纺织业、钢铁业和汽车行业就业的兴衰,发现新的节约劳动力的技术可以通过提高生产率增加行业就业。遗憾的是,针对中国机器人使用对劳动力市场冲击的研究十分稀少。Cheng等(2019)<sup>[8]</sup>借助中国企业—劳动力匹配调查(CEES)数据,详细考察了中国工业机器人的发展现状、未来趋势及影响因素。余玲铮等(2019)<sup>[9]</sup>基于广东省企业调查数据,实证分析了机器人应用对企业收入分配格局的影响。

不同于现有研究,本文从工业机器人进口贸易的独特视角来考察机器人应用对中国就业市场的冲击。第一,企业获取先进技术的途径有三种:自主创新、模仿和技术转移,而国际技术转移又包含国际贸易、国际投资、技术许可。长期以来进口贸易是发展中国家吸收发达国家知识溢出和技术转移的重要方式(Carnoy, 1997<sup>[10]</sup>; Keller, 2004<sup>[11]</sup>),对提升发展中国家技术水平具有十分重要的意义。中国作为一个发展中的进口贸易大国,进口工业机器人是其获取先进自动化技术的重要途径之一(Bianchi et al., 1988)<sup>[12]</sup>。第二,根据国际机器人联合会(International Federation of Robotics, 简称IFR)的相关统计,2013年之前,中国超过70%的工业机器人需求依赖于国外进口。虽然国内企业基本掌握了机器人生产技术,但大多布局在产业的中低端领域,中国本土工业机器人的总体水平与国外先

进技术相比还存在很大差距。第三, 现有部分文献曾借助该指标来间接衡量机器人应用情况。在考察不同国家老龄化程度与自动化进程之间的关系时, Acemoglu 和 Restrepo (2020) 就借用国家工业机器人进口数据作为衡量机器人应用的标准之一。

本文可能的边际贡献如下: 第一, 本文创造性考察了工业机器人应用对中国就业波动的微观影响, 这对于全面、系统地了解机器人等智能化生产技术给就业带来的冲击大有裨益, 也将机器人与劳动力市场关系的研究进一步扩展到了发展中国家。第二, 运用 PSM-DID 估计方法, 在基本控制自选择偏差问题之后, 较准确地识别了工业机器人应用对劳动力需求弹性的冲击。事实表明, 进口工业机器人事件并非随机发生的, 而是企业根据自身生产经营战略综合考量后做出的决策, 现有从企业层面考察劳动力需求弹性的研究很少考虑这种自我选择带来的估计偏差, 结论容易将目标企业使用机器人之前的一些特征归入到使用工业机器人之后, 在一定程度上造成对总效应的高估。第三, 本文尝试对工业机器人影响就业市场波动的作用机制进行分解, 分别从产出约束和资本约束角度评估和探讨了工业机器人对劳动力需求弹性发生作用的替代效应渠道和规模效应渠道, 以便更清晰地把握工业机器人技术给就业市场带来的冲击。

## 一、研究设计

### (一) 模型构建

本文研究主要涉及两个方面文献: 一是劳动力需求弹性的构成; 二是机器人与劳动力需求之间的关系。

#### 1. 关于劳动力需求弹性的构成

在完全竞争的市场环境下, 马歇尔著名的“要素需求法则”预测了要素需求弹性与产出需求弹性之间存在的单调关系。后来, Krishna 等 (2001)<sup>[13]</sup> 在规模报酬不变、垄断竞争的市场环境中对其进行了发展, 并证明了马歇尔所预测的要素需求弹性与产品需求弹性之间的单调关系依然存在, 以上理论迅速在国际贸易领域中得到了发展。以 Rodrik (1997)、Slaughter (2001) 等为代表的学者们, 在针对国际贸易与劳动力需求弹性的研究中, 发现进口贸易会通过扩大劳动要素的替代性投入以及提高产品需求两大渠道来影响劳动力需求弹性。作为进口贸易的一部分, 本文认为工业机器人进口影响劳动力需求弹性的机制也与之类似。首先, 机器人在生产上可以代替劳动力从事许多常规性、重复性的工作, 这会降低企业对劳动力的需求 (David, 2017<sup>[14]</sup>; Autor and Salomons, 2017<sup>[15]</sup>), 即替代效应渠道; 其次, 工业机器人会提高生产效率, 降低企业生产成本, 进而引致产品价格下降, 市场竞争的加剧会带动产品需求弹性上升。此外, 机器人对传统生产线的改造, 也会带来产品生产的多样化、个性化, 更能满足消费者的需求, 这又会降低产品的需求弹性, 即规模效应渠道。

#### 2. 关于工业机器人影响劳动力需求的理论基础

这部分研究主要建立在 Acemoglu 和 Restrepo (2020) 研究的基础上, 在将机

机器人引入生产任务模型之后，他们揭示了机器人可能影响劳动力需求的两大渠道：一是替代效应渠道，当产品价格和产出水平保持不变时，机器人会替代工人，从而降低企业对劳动力的需求，因为当有了工业机器人之后，只需要较少的工人（与之前相比）就可以实现既定的产出水平；二是规模效应渠道，使用机器人会提高生产效率，降低生产成本，进而促进企业产出规模扩张，这在一定程度上将增加对劳动力的需求。

基于以上分析，为了验证机器人与劳动力需求弹性之间的关系，本文参照 Slaughter (2001) 和 Krishna 等 (2001) 的做法，构建了要素价格与要素需求之间对数的线性关系表达式，来间接实现本文的实证研究目的。基本回归方程构建如下：

$$\ln L_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 dt_i + \alpha_2 du_i + \beta dt_i \times du_i + \delta_0 \ln wage_{it} + \delta_1 dt_i \times du_i \times \ln wage_{it} + \gamma X_{it} + \lambda_i + \xi_j + \zeta_c + \psi_t + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

其中， $i$ 、 $j$ 、 $c$ 、 $t$  分别代表企业、行业、地区、年份。方程左边  $\ln L_{it}$  代表企业对劳动力的需求，用企业年末从业人员数的对数值来表示。方程右边包含：衡量时间和基期差异的  $dt$  和  $du$ 、控制变量  $X_{it}$  以及随机误差项  $\varepsilon_{it}$ 。具体而言， $dt$  是机器人进口冲击的时间虚拟变量，进口机器人之前取值为 0，之后取值为 1； $du$  是区分处理组和对照组的虚拟变量，如果属于处理组，即进口过工业机器人的企业，该变量取值为 1，否则取值为 0。交叉项  $\beta$  是本文的核心系数，实际上衡量了机器人进口对劳动力需求的冲击。这里一个值得关注的系数是  $\delta_1$ ， $\delta_1$  是  $dt$ 、 $du$  以及平均工资水平对数值的交叉项系数，在理解该系数的涵义之前，先要明确劳动力需求弹性，即平均工资水平对数值的系数  $\delta_0$ ，由此可见， $\delta_1$  实际上估计了机器人进口对劳动力需求弹性的影响。此外，方程还加入了地区、行业、年份和企业固定效应。

## (二) 变量构建及数据来源

### 1. 变量构建

(1) 就业市场波动。参考已有文献 (Rodrik, 1997; 周申, 2006; 盛斌和牛蕊, 2009)，本文采用劳动力需求弹性来衡量就业市场波动。劳动力需求弹性是指劳动工资每变动一个百分比所引起的劳动力需求百分比的变动。因此，对该指标的测算离不开企业劳动工资和就业需求两个关键变量。

(2) 工业机器人进口。即本文的核心解释变量。所谓的工业机器人是指“可自动化控制、重复编程的、多用途的机器设备” (IFR, 2014)<sup>[16]</sup>，也就是说工业机器人是一种完全自动化的机器设备，不需要人来操作。本文样本统计显示，2013 年之前约有 80% 的企业会将进口的机器人用于自身的生产经营。因此，机器人进口在一定程度上可以作为中国工业企业机器人技术应用的反映。

(3) 控制变量。 $X_{it}$  包含了一系列影响企业劳动力需求的控制变量：企业成立年限 ( $\ln age$ ) 及其平方项、进口贸易密集度 ( $\ln import$ )、出口贸易密集度 ( $\ln export$ )、市场竞争强度 ( $hhi$ )。

### 2. 数据来源

(1) 工业机器人进口数据。工业机器人进口数据来自中国海关数据库，该数

数据库包含每个贸易企业产品层面的多元化信息,包括贸易产品、价格及数量等。更为重要的是,它还提供了产品的HS6位数编码<sup>①</sup>,这对本文识别和构造机器人应用变量大有裨益。

(2) 企业工资、就业及其他生产经营数据来自中国工业企业数据库。该数据库包含了工业企业详实的财务及经营信息,但存在一些样本的错误记录和统计。为了保证数据信息的准确性,遵循Cai和Liu(2009)<sup>[17]</sup>及Feenstra等(2014)<sup>[18]</sup>的处理原则,本文对样本信息和遗漏变量进行了清理。经过处理后,本文借助企业名称和年份将中国海关数据库数据和工业企业数据库数据进行了一对一匹配。考虑到中国工业企业数据库和中国海关数据库的差异,本文参照Yu(2011)<sup>[22]</sup>等的做法,先用企业名称与年份将二者进行一对一匹配,然后对没有匹配成功的样本利用邮政编码和电话号码后7位再次进行一对一匹配。最终,获取了一个包含企业进出口贸易数据、财务及经营数据的混合面板数据库。

### (三) 基于倍差法的倾向得分分配对模型(PSM-DID)

本文主要从劳动力需求弹性视角考察机器人技术对就业波动的影响。为了处理机器人进口行为可能存在的内生性,借鉴现有文献的做法(包群等,2011<sup>[19]</sup>;蒋殿春和谢红军,2018<sup>[20]</sup>),本文采用倾向得分分配对(Propensity Score Matching, PSM),从企业人均工资、就业规模等角度对企业进口机器人的自选择效应加以控制。由于机器人进口行为还受到一些外生需求和政策变动等不可观测因素的影响,为了控制这些宏观层面的冲击,本文最终采用倍差法进行估计。最终,本文采取基于倾向得分分配对的双重差分方法识别机器人应用对劳动力需求弹性的影响。

#### 1. 倾向得分分配对法(PSM)

在本文样本中存在两类企业:一类是进口过工业机器人的企业,一类是从来没有进口过工业机器人的企业。本文将第一类企业作为处理组,第二类企业作为潜在的对照组。恰当的对照组在一定程度上可以控制处理组进口机器人之前的自选择偏差,满足条件独立性原则<sup>②</sup>。为了满足该条件,依据既有文献的做法,通过选择一些同时影响企业机器人进口决策和劳动力需求的匹配协变量,按照倾向得分值将满足条件的“反事实”对照组从潜在对照组中挑选出来(Rosenbaum and Rubin, 1983)<sup>[21]</sup>。不做先验性的预测,将与机器人进口决策和劳动力需求可能相关的变量都纳入到考虑范围之内。根据条件独立性原则,本文选择以下变量作为匹配协变量:企业年龄、人均资本量、就业规模、人均工资水平、盈利能力、负债比例、人均产出水平、是否享有政府补贴、是否出口及所有制类型。同时,为了尽量满足平衡性要求,还加入了部分变量的高阶项和交叉项及年份固定效应。基于这些匹配变量,本文运用Logit模型对机器人进口决策进行估计,可以看出就业规模与人均工资对机器人进口的影响尤为显著。

<sup>①</sup>工业机器人具体的产品编码及筛选原则,可登陆对外经济贸易大学学术刊物部网站“刊文补充数据查询”栏目查阅、下载。

<sup>②</sup>所谓的条件独立性原则,这里表现为处理组企业在发生机器人进口之前其就业和工资等指标特征与对照组应该是类似的或平行的。

## 2. 倍差法

由于宏观层面不可观测的外部因素也会对机器人进口产生影响,因此本文选择基于倍差法的倾向配对估计<sup>①</sup>,以消除不随时间变动的企业个体效应对估计结果的影响(Smith and Todd, 2005)<sup>[23]</sup>。

## 二、实证结果分析

### (一) 基准结果

根据理论分析,本文预期工业机器人进口会通过提高劳动力需求弹性加剧中国就业市场的波动。参考现有研究,本文认为工业机器人进口主要通过两大渠道影响劳动力需求弹性:一是替代效应渠道,工业机器人可以代替工人参与生产,从事一些常规的、重复的或风险较高的工作,这在一定程度上会提高投入要素间的替代弹性,进而影响企业的劳动力需求;二是规模效应渠道,该效应是由投入要素需求的本质所决定的,具体来说,当产品需求弹性较高时,给定产品价格变动一定比例,会带来产品需求更大比例的变动,产品需求的上升会引致产出规模扩张,最终劳动力需求会随产出的扩张而增加。

尽管理论上本文已经掌握工业机器人应用对劳动力需求弹性的可能影响,但是要想从实证角度来衡量这一影响的方向及大小仍具有一定难度。第一,对劳动力需求弹性的估计需要构建劳动力需求函数,基于以往文献的做法,要想深入探索及甄别机器人进口对劳动力需求弹性的冲击,必须借助科学的劳动需求检验方程(Fajnzylber and Maloney, 2005<sup>[24]</sup>;周申,2006)。第二,需要对现实社会作出一些较为严格的假定,为了从劳动需求方程中估计出劳动力需求弹性,本文假设市场上的劳动供给是完全的,工资水平严格外生。对于企业数据而言,这一假设可能过于强烈。然而,在这里,该假设也具有一定的合理性,尤其在较长的样本时期内。第三,本文需要估计两个类型的劳动需求方程:一是有产出约束的,二是有资本约束的。由劳动需求决定方程可知,前一方程估计的是工业机器人进口通过影响生产可能性替代对劳动力需求弹性产生的效应,而后者则反映了工业机器人进口通过影响最终产品需求弹性给劳动力需求弹性带来的效应。由此可见,单纯对方程(1)进行估计得到的是工业机器人进口对劳动力需求弹性冲击的总效应。

### 1. 产出约束下工业机器人对劳动需求弹性的影响

替代效应渠道是指在产出水平不变的情况下,使用工业机器人会改变劳动力和其他生产要素之间的替代可能性,进而影响劳动力需求弹性。因此,在回归方程中加入产出项,实际上估计出的是工业机器人应用影响劳动力需求弹性的替代效应部分。为了验证这一替代效应渠道是否存在,本文将用工业总产值代表的产出规模变量(*lnsize*)引入到了基准劳动需求方程中。在产出受约束的情形下,表1列(1)给出了工业机器人应用对劳动力需求弹性影响的简单回归;列(2)在此基础上进

<sup>①</sup>倾向得分匹配质量的相关检验,可登陆对外经济贸易大学学术刊物部网站“刊文补充数据查询”栏目查阅、下载。

一步控制了企业层面影响就业规模的因素；列（3）再次控制了企业、行业、地区及年份层面的不可观测因素。观察前三列结果可知，随着控制变量的不断加入，模型对观测值的拟合程度越来越好，同时，人均工资水平与  $du \times dt$  的交叉项系数  $\delta$  始终为负，且在 1% 的水平上显著，说明机器人参与生产后对劳动力的替代效应确实存在。在控制住企业产出水平的变化后，一方面，工业机器人的使用会替换掉部分生产流水线上的低技能工人，加剧劳动力市场的波动（Graetz and Michaels, 2018；Acemoglu and Restrepo, 2018）；另一方面，一定程度上现阶段的机器人技术可能与中等教育水平的劳动者存在较强的互补性，例如工业机器人应用会衍生出一部分负责机器人维修或简单编程的工作岗位，创造出更多适宜中等技能劳动力的新的工作机会（Lordan and Neumark, 2018）<sup>[25]</sup>。通过计算可得，在 2000—2013 年期间机器人技术通过替代效应对劳动力需求弹性产生的影响约达 12.86%（ $e^{0.1210} - 1 = 0.1286$ ）。

表 1 基准估计结果（*lnemp*）

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	产出约束			资本约束		
<i>dt</i>	0.0786*** (0.0289)	0.0868*** (0.0254)	-0.0838*** (0.0144)	0.1494*** (0.0319)	0.0813*** (0.0292)	-0.1115*** (0.0161)
<i>du</i>	-0.0148 (0.0265)	0.0328 (0.0234)		-0.0387 (0.0292)	0.0055 (0.0267)	
<i>du × dt</i>	0.0592* (0.0343)	0.1177*** (0.0297)	0.1604*** (0.0174)	0.0199 (0.0375)	0.0517 (0.0339)	0.1981*** (0.0195)
<i>du × dt × lnwage</i>	-0.5244*** (0.0206)	-0.0704*** (0.0246)	-0.1210*** (0.0239)	-0.4834*** (0.0215)	-0.1213*** (0.0257)	-0.1524*** (0.0252)
<i>lnsize</i>	0.6995*** (0.0052)	0.7208*** (0.0054)	0.4591*** (0.0109)			
<i>lnK</i>				0.5479*** (0.0052)	0.5552*** (0.0056)	0.3144*** (0.0132)
<i>lnwage</i>		-0.4518*** (0.0174)	-0.2977*** (0.0164)		-0.3487*** (0.0176)	-0.3085*** (0.0175)
<i>lnage</i>		-0.0340 (0.0340)	0.2365*** (0.0262)		0.0661* (0.0375)	0.3649*** (0.0288)
<i>lnage<sup>2</sup></i>		0.0652*** (0.0095)	-0.0378*** (0.0091)		0.0738*** (0.0103)	-0.0477*** (0.0103)
<i>lnimport</i>		-0.1421 (0.1495)	0.0077 (0.0178)		-0.1985** (0.0904)	-0.0641* (0.0338)
<i>lnexport</i>		0.6866*** (0.0971)	0.0536 (0.0339)		0.7248*** (0.1122)	0.0688*** (0.0264)
<i>hhi</i>		0.0168 (0.0654)	0.1704** (0.0717)		-0.1172* (0.0671)	0.1638** (0.0765)
<i>Constant</i>	-7.0286*** (0.0954)	-4.4274*** (0.3015)	-0.1775 (0.3746)	-3.5422*** (0.0905)	-1.8045*** (0.2204)	2.0321*** (0.3653)
所有制类型	No	Yes	Yes	No	Yes	Yes
企业/行业/ 地区/年份	No	No	Yes	No	No	Yes
Observations	15 542	15 316	15 316	15 505	15 282	15 282
R <sup>2</sup>	0.6074	0.6843	0.9408	0.5357	0.6158	0.9298

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

## 2. 资本约束下工业机器人对劳动力需求弹性的影响

在资本受约束的条件下,使用机器人会通过改变企业最终产品的需求变化来对劳动力需求弹性发生作用,即规模效应渠道。因此,在未加入产出规模变量,控制企业资本投入( $\ln K$ ) (用企业固定资产净值年平均余额除以相应的固定资产价格指数来计算)的劳动力需求方程中,事实上估计了机器人应用对劳动力需求弹性冲击的规模效应。与表1列(1) — (3)的做法类似,列(4) — (6)的估计结果显示,交叉项系数 $\delta$ 始终显著为负,说明在资本投入不改变时,购进机器人用于生产会使其产出规模迅速扩张,最终引致企业的劳动力需求弹性提高。列(4)在用企业从业人数对机器人进口进行简单回归时,交叉项系数 $\delta$ 为-0.4834,进一步计算发现机器人应用通过规模效应渠道对劳动力需求弹性产生的正向冲击达62.16%左右( $e^{0.4834}-1=0.6216$ )。进一步,在加入更多控制变量后,这一效应在经济上不断减弱,最终规模效应对劳动力需求弹性的正向冲击程度约为16.46% ( $e^{0.1524}-1=0.1646$ )。

总体来看,对机器人技术的使用显然会加剧中国就业市场的波动,并且这一正向效应主要来自于规模效应渠道和替代效应渠道。从影响程度看,企业对工业机器人的进口每增加1%,通过改变最终产品需求弹性,劳动力需求弹性将提高约16.46个百分点;而通过改变劳动力要素与其他投入要素间的替代可能性对劳动力需求弹性的影响为12.86个百分点。最终,本文发现机器人应用可能会引致就业风险提高约29.32个百分点。进一步比较分析表明,机器人技术通过替代效应渠道给就业市场带来的冲击明显小于规模效应,机器人应用的规模效应在更大程度上加剧了就业市场波动。考虑到在本文研究期间内,中国正处于经济发展的转型阶段,劳动要素的禀赋优势并没有完全消失,早期机器人的应用更强调技术升级与效率改进,而并非主要为了节约劳动力成本(Keller, 2004; Acemoglu, 2012<sup>[26]</sup>)。因此,与发达国家相比,机器人对劳动力的替代效应要小很多,通过改善生产效率、扩大产出规模带来的就业需求拉动效应反而更加明显。值得注意的是,2013年之后,机器人的替代效应越来越突出。主要原因可能在于:第一,根据IFR的统计,2013年以来,中国连续7年成为世界工业机器人需求最大的市场,本土机器人的生产和使用在持续上升;第二,随着辅助机器人应用的互联网、大数据、云计算等技术的不断进步,机器人普及与应用的范围不断扩大,与此同时,机器人相对于劳动力的成本也不断降低。显然,随着机器人技术的推广及脑力劳动潜在的替代可能性上升,本文基于2013年之前样本的考察可能会低估机器人影响劳动力需求弹性的替代效应。遗憾的是,目前可获取的数据仍难以克服这一障碍。

### (二) 敏感性检验

基于前文分析,在1:1近邻匹配的PSM-DID方法下,本文发现无论是统计上还是经济上,机器人应用影响劳动力需求弹性的可能性都存在。为了保证估计结论的准确性和可靠性,本文对基准方程进行了一系列敏感性测验。

## 1. 改变配对方法

为了使配对—倍差法更加接近随机试验,本文做了两方面检验:一是重新选取匹配协变量。本文主要配对方法是先建立一个可观测协变量集合,然后构建机器人进口决策模型进行回归,即一般的 Rosenbaum-Rubin 原则 (Rosenbaum and Rubin, 1983)。然而,基于该原则进行配对难免会因遗漏不可观测变量而引致最终估计产生严重偏差,尤其是在以往研究不充足的情况下,例如地区固有的地理位置优势等。为了控制不可观测因素对估计结果的干扰,本文进一步将地区、行业固定效应纳入到机器人进口决策方程之中。二是扩大配对比例为 1:3。一对一匹配是采用逐一配对法来挑选对照组和处理组,从而用于估计的样本较少,而在大样本下得出的结论更加准确,说服力也更强。为此,本文将之前的配对比例调整为 1:3,在样本量增加的基础上重新对劳动力需求方程进行估计。三是采用马氏距离匹配法 (Mahalanobis Matching)。倾向得分匹配是先估计企业进口工业机器人的倾向得分值,然后根据倾向得分值寻找相似的处理组与对照组,而马氏距离匹配法是逐一选取处理组与对照组匹配协变量距离最小的个体进行配对,成功配对后的企业从集合中剔除,直到所有处理组企业都找到相对应的配对企业。经过以上检验,表 2 各列无论是控制产出水平还是资本水平的估计结果均表明,机器人应用提高劳动力需求弹性的替代效应和规模效应始终稳健,且规模效应显著大于替代效应的特征并未改变。

表 2 改变配对方法的敏感性检验结果 (*lnemp*)

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	加入更多固定效应		配对比例为 1:3		马氏距离匹配法	
	产出约束	资本约束	产出约束	资本约束	产出约束	资本约束
<i>dt</i>	-0.0541 *** (0.0138)	-0.0634 *** (0.0145)	-0.0770 *** (0.0098)	-0.0925 *** (0.0106)	-0.1017 *** (0.0145)	-0.1030 *** (0.0158)
<i>du×dt</i>	0.1309 *** (0.0169)	0.1391 *** (0.0182)	0.1839 *** (0.0146)	0.2179 *** (0.0159)	0.1759 *** (0.0183)	0.1819 *** (0.0204)
<i>du×dt×lnwage</i>	-0.0960 *** (0.0246)	-0.1277 *** (0.0256)	-0.1057 *** (0.0258)	-0.1326 *** (0.0266)	-0.0706 *** (0.0264)	-0.0933 *** (0.0276)
<i>lnsize</i>	0.4624 *** (0.0109)		0.4470 *** (0.0096)		0.4589 *** (0.0112)	
<i>lnK</i>		0.3270 *** (0.0135)		0.2929 *** (0.0114)		0.3130 *** (0.0137)
企业 CV	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
企业/行业/ 地区/年份	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
Observations	15 315	15 273	22 884	22 841	15 326	15 276
R <sup>2</sup>	0.9419	0.9324	0.9474	0.9379	0.9390	0.9285

注:括号内为稳健标准误;\*\*\*代表1%的显著性水平。

## 2. 改变因果识别方法

控制估计模型可能的内生性有助于准确识别变量之间的因果关系,而内生性不仅来自于自变量与因变量间存在的双向因果关系,还可能产生于模型遗漏变量的随

机扰动项之中，这些遗漏变量可分为两类：一类是随时间变化的因素；另一类是不随时间变化的因素。固定效应模型可消除非时变因素引致的内生性，如对教育回报的研究中，个人能力是无法观测的，但一般不会随时间而改变，从而用固定效应模型可以消除个人能力偏差带来的影响。对于时变因素产生的内生性，可借助面板工具变量加以解决。综合以上考量，基于工具变量法的面板固定效应模型，分析机器人技术对就业风险的冲击不失为PSM-DID方法的一个较优替代。选取绝对外生的工具变量并非易事，借鉴以往研究，本文最终选用了上一年度行业平均机器人进口强度作为机器人应用的工具变量，尽管这一工具不尽完美。首先，行业平均机器人进口强度与企业引进机器人的决策密切相关，会通过示范效应和竞争效应来提高行业内进口机器人的可能；其次，本文被解释变量是企业层面的就业规模，而工具变量归属于行业层面，相对而言，两者之间的直接关联较弱。表3报告了基于工具变量的估计结果。第一阶段检验的F值均大于10，表明不存在弱工具变量问题(Stock et al., 2002)<sup>[27]</sup>。此外，上一年度行业平均机器人进口强度与机器人进口呈现显著的正相关关系，工具变量的相关性得以满足。第二阶段结果显示，产出约束和资本约束情况下交叉项系数显著为负，并且规模效应带来的影响依然大于替代效应。总之，在改变因果识别方法之后，本文核心结论仍然稳健。

表3 基于工具变量法的敏感性检验结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	第二阶段 ( <i>lnemp</i> )		第一阶段 ( <i>lnrobot</i> )	
	产出约束	资本约束	产出约束	资本约束
<i>lnrobot_IV</i>			7.6496 *** (0.2917)	8.1708 *** (0.3084)
<i>lnwage×lnrobot_IV</i>			2.0364 *** (0.2843)	2.0576 *** (0.2968)
<i>lnrobot</i>	-0.0521 (0.0433)	0.4801 *** (0.0437)		
<i>lnwage×lnrobot</i>	-0.3717 *** (0.0288)	-0.5308 *** (0.0297)		
<i>lnsize</i>	0.3140 *** (0.0006)		0.0054 *** (0.0005)	
<i>lnK</i>		0.1458 *** (0.0005)		0.0039 *** (0.0005)
企业 CV	Yes	Yes	Yes	Yes
企业/行业/地区/年份	Yes	Yes	Yes	Yes
Observations	2 318 847	2 226 353	2 318 847	2 226 353
F 值	—	—	35.92	30.35

注：括号内为稳健标准误；\*\*\*代表1%显著性水平；第一阶段的被解释变量是机器人进口金额；本文针对机器人进口数量的估计与上述结果类似。

### 三、拓展性分析

#### (一) 行业技术水平差异

不同技术部门对劳动技能的要求不同，部门内部的就业结构便存在差异。高技

术部门主要雇佣本科及以上学历的高技能人才，该类型工人具有较强的创造力和灵活性，目前看不易被一般的机器人所取代。而在低技术部门里，其工人大多只接受了高中教育，有的甚至只是初中毕业水平，这些工人主要从事简单的、重复的、基本不需要耗费脑力劳动的繁重工作，并且生产效率较低，容易被一些先进的机械设备所取代，尤其当企业经营发展侧重于生产线自动化改造、技术升级时，这些工人首当其冲，面临较高的被机器人替代的风险。本文参考欧盟2001年制造业行业的分类标准，将所有工业企业按照技术水平高低划分为低技术组和高技术组，采用分样本回归的形式来进行差异性检验。表4的估计结果显示，第一，产出受约束的条件下，两组样本的交互项系数始终显著为负，说明机器人应用通过替代工人执行生产任务，进而影响劳动力需求弹性。在低技术组中，该渠道的影响程度达16.43%左右；与低技术组相比，高技术组替代效应对就业风险的冲击则较小（12%）。第二，资本受约束的条件下，两组样本的交互项系数在经济和统计上均显著，二者的绝对值大小也相当（18%左右）。与本文预期相符，行业技术水平差异会引致机器人技术对劳动力需求弹性的影响存在异质性，替代效应在低技术部门中表现更明显，毕竟容易被机器人取代的低技能劳动力大多为低技术部门所雇佣。

表4 基于行业技术水平差异的估计结果 (*lnemp*)

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	低技术部门		高技术部门	
	产出约束	资本约束	产出约束	资本约束
<i>dt</i>	-0.0750 *** (0.0229)	-0.1167 *** (0.0254)	-0.0744 *** (0.0221)	-0.0852 *** (0.0242)
<i>du×dt</i>	0.0796 *** (0.0305)	0.1307 *** (0.0329)	0.1500 *** (0.0251)	0.1759 *** (0.0279)
<i>du×dt×lnwage</i>	-0.1521 *** (0.0491)	-0.1657 *** (0.0476)	-0.1132 *** (0.0290)	-0.1634 *** (0.0319)
<i>lnsize</i>	0.4545 *** (0.0237)		0.4460 *** (0.0148)	
<i>lnK</i>		0.2559 *** (0.0310)		0.3190 *** (0.0152)
企业 CV	Yes	Yes	Yes	Yes
企业/行业/地区/年份	Yes	Yes	Yes	Yes
Observations	4 269	4 261	9 468	9 450
R <sup>2</sup>	0.9534	0.9436	0.9447	0.9345

注：括号内为稳健标准误；\*\*\*代表1%的显著性水平。

## (二) 职业可替代性差异

劳动力被工业机器人替代的可能性取决于其所从事的职业或所执行的生产任务是否需要具备一定的感知能力、主观能动性和创造力等。因此，Frey 和 Osborne (2017)<sup>[28]</sup>基于这些技能特征，采用机器学习的方法，测算了人工智能对美国700多个职业的替代风险，他们按照替代概率将职业分为高、中、低风险三类，发现一

些包装人员、生产及运输设备操作人员属于高风险类别，而专业技术人员、化学研究人员等则属于低风险类别。考虑到替代风险的差异性，本文借助 Frey 和 Osborne (2017) 的美国职业风险替代概率指标，先将其匹配到中国的职业数据层面，然后按照职业就业份额比重匹配到行业层面<sup>①</sup>，最终通过区分高、中、低风险三个组分别考察机器人技术对就业风险的冲击。表 5 汇报了异质性回归结果，机器人应用对就业风险的扰动效应主要发生在高风险和中等风险组（各约占 34% 和 36%），低风险组并不存在。由于本文样本中制造业部门占比最大，并且这些部门主要分布在高风险或中等风险类别，因此，以上检验结果基本符合预期。

表 5 基于职业可替代性差异的检验结果 (Inemp)

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	高风险组		中等风险组		低风险组	
	产出约束	资本约束	产出约束	资本约束	产出约束	资本约束
<i>dt</i>	-0.0454 ** (0.0228)	-0.0940 *** (0.0253)	-0.1018 *** (0.0223)	-0.1167 *** (0.0249)	-0.0900 (0.0632)	-0.0917 (0.0751)
<i>du×dt</i>	0.0949 *** (0.0272)	0.1295 *** (0.0305)	0.1969 *** (0.0261)	0.2399 *** (0.0291)	0.0294 (0.1138)	0.2575 * (0.1317)
<i>du×dt×lnwage</i>	-0.1361 *** (0.0425)	-0.1537 *** (0.0418)	-0.1302 *** (0.0278)	-0.1741 *** (0.0306)	-0.0304 (0.0986)	0.0552 (0.0949)
<i>lnsize</i>	0.4372 *** (0.0210)		0.4550 *** (0.0145)		0.5452 *** (0.0700)	
<i>lnK</i>		0.2538 *** (0.0286)		0.3201 *** (0.0140)		0.2595 *** (0.0871)
企业 CV	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
企业/行业/地区/年份	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
Observations	4 702	4 697	9 857	9 830	484	482
R <sup>2</sup>	0.9555	0.9456	0.9417	0.9324	0.9587	0.9413

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

#### 四、结论与建议

当今社会，大数据、云计算等数字技术推动了机器人在全球范围内的加速普及与应用，在这一背景下，研究我国工业企业使用机器人会对就业市场产生怎样的冲击十分必要。为了在已有理论和实证研究的基础上更进一步地考察机器人应用对我国劳动力市场的影响，本文特别关注了自动化、机器人技术与劳动力需求弹性之间的关系，通过对二者之间关系的探讨来全面了解以及应对机器人技术可能引致的就业市场波动。第一，参考既有文献对劳动力需求弹性的理论分析，本文推导出机器人技术可能影响劳动力需求弹性的两大渠道，即替代效应渠道和规模效应渠道；第

<sup>①</sup>本文采用的是中国 2010 年全国第六次人口普查中的职业数据，最终成功匹配了 240 种职业。以 0.7 和 0.3 位阈值将行业分为高、中、低风险三个类别，其中纺织业、印刷业属于高风险行业，而医药制造业等属于低风险行业。

二，借助中国海关数据库中的机器人进口数据，与中国工业企业数据库数据进行匹配后得到的综合数据，通过区分产出约束和资本约束条件，本文从实证角度系统考察了机器人应用对劳动力需求弹性所产生的冲击。

在克服企业自选择偏差的前提下，运用当下流行的PSM-DID方法，本文的估计结果表明，机器人应用会显著加剧我国就业市场的波动，并且这一影响既来自于替代效应又来自于规模效应。总体上，机器人应用对劳动力需求弹性的正向冲击达到约30个百分点。具体而言，机器人应用每提高1%，通过影响劳动力要素与其他投入要素之间的替代可能性引致劳动需求弹性增加12.86个百分点；通过影响企业最终产品的需求弹性会使劳动力需求弹性增加16.46个百分点。以上结论不难理解，在经济结构转型时期的中国，工业机器人技术尚处于初期发展与应用阶段，尤其是2013年之前国内使用的工业机器人大多依赖于进口。该阶段的机器人应用一大部分是与劳动力互补而非简单的替代，这一结论有别于Acemoglu和Restrepo(2020)等的研究，对于发展中国家具有至关重要的意义。除此之外，机器人应用对就业市场的扰动效应存在行业异质性，技术水平越低、被机器人替代风险越高的行业其劳动力需求弹性受机器人应用的冲击越明显。

历史上的每一次技术创新都伴随着生产率的增长，但同时也带来了劳动力市场的冲击，每一次技术进步的背后都有获益者和受损者，为了让全社会参与者都能享受到自动化变革带来的红利，相关政府与组织应该根据新的实践经验对现有政策做出调整，以更大程度地发挥工业机器人等智能化技术产生的积极作用。基于实证研究，本文提出以下具有针对性的参考建议：第一，技能教育与培训方面。技术变革正在改变着就业市场的技能需求，完善现有的教育体系，开展适当的就业培训是保障劳动者就业竞争力、减少就业市场波动的关键。在人工智能等新的智能化技术到来之际，接受高等教育，进行新技术应用的职业培训，培育适应新一代自动化技术应用的人才变得越来越重要。从政府角度来说，政府应该为劳动者提供相关的激励机制，让劳动者不仅在自动化技术领域能够得到更多的教育与培训，还要更加积极地增强在管理、创造、沟通等方面的能力；从企业角度来说，企业要加强对现有工人的技能培训和再教育，通过在线课程、实践教学等帮助部分工人完成自动化技术时期的岗位转换；从劳动者个体角度来说，作为多样化的个体，每位劳动者都有自身的优点和长处，在长时间重复性、简单性的常规任务劳动中，这些特点有些被扼杀，有些在工作岗位发挥着独特的作用。劳动者需要积极寻找自身独一无二的技能与自动化技能的平衡点，争取让自己变得可以与机器人和谐相处。第二，社会保障方面。我国是人口大国及劳动力大国，由机器人应用带来的工人失业、非正规就业等问题会被放大，失业、收入分配等社会稳定问题再一次引起了人们的高度重视，政府应当制定更为合理的税收制度，确保劳动者可以更大程度地从新技术应用中获得收益分享。此外，设计一般基本收入，保障每个劳动者在面临失业时，可以获得一般的最低收入补助，缓解技术性失业尤其是暂时技术性失业给社会稳定带来的负面冲击。

## [参考文献]

- [1] RODRIK D. Has Globalization Gone Too Far? [J]. *California Management Review*, 39 (3): 29-53.
- [2] SLAUGHTER M J. International Trade and Labor-demand Elasticities [J]. *Journal of International Economics*, 2001, 54 (1): 27-56.
- [3] 周申. 贸易自由化对中国工业劳动需求弹性影响的经验研究 [J]. *世界经济*, 2006 (2): 31-40.
- [4] 盛斌, 牛蕊. 贸易、劳动力需求弹性与就业风险: 中国工业的经验研究 [J]. *世界经济*, 2009 (6): 3-15.
- [5] ACEMOGLU D, RESTREPO P. Robots and Jobs: Evidence from U. S. Labor Markets [J]. *Journal of Political Economy*, 2020, 128 (6): 2188-2244.
- [6] GRAETZ G, MICHAELS G. Robots at Work [J]. *Review of Economics and Statistics*, 2018, 100 (5): 753-768.
- [7] BESSEN J. AI and Jobs: The Role of Demand [R]. NBER Working Paper, 2018, 24235.
- [8] CHENG H, JIA R, LI D, et al. The Rise of Robots in China [J]. *Journal of Economic Perspectives*, 2019, 33 (2): 71-88.
- [9] 余玲铮, 魏下海, 吴春秀. 机器人对劳动收入份额的影响研究——来自企业调查的微观证据 [J]. *中国人口科学*, 2019 (4): 114-125.
- [10] CARNOY M. The New Information Technology-international Diffusion and Its Impact on Employment and Skills: A Review of the Literature [J]. *International Journal of Manpower*, 1997, 18 (1/2): 119-159.
- [11] KELLER W. International Technology Diffusion [J]. *Journal of Economic Literature*, 2004, 42 (3): 752-782.
- [12] BIANCHI P, CARNOY M, CASTELLS M. Economic Modernization and Technology Transfer in the People's Republic of China [R]. Stanford University, Centre for Educational Research at Stanford, 1988.
- [13] KRISHNA P, MITRA D, CHINYOY S. Trade Liberalization and Labor Demand Elasticities: Evidence from Turkey [J]. *Journal of International Economics*, 2001, 55 (2): 391-409.
- [14] DAVID B. Computer Technology and Probable Job Destructions in Japan: An Evaluation [J]. *Journal of the Japanese & International Economics*, 2017 (43): 77-87.
- [15] AUTOR D, SALOMONS A. Robocalypse Now - Does Productivity Growth Threaten Employment? [M]. *Economics of Artificial Intelligence*, 2017, University of Chicago Press.
- [16] INTERNATIONAL FEDERATION OF ROBOTICS. World Robotics: Industrial Robots [R]. 2014.
- [17] CAI H, LIU Q. Competition and Corporate Tax Avoidance: Evidence from Chinese Industrial Firms [J]. *Economic Journal*, 2009 (119): 764-795.
- [18] FEENSTRA R C, LI Z, YU M. Export and Credit Constraints under Incomplete Information: Theory and Empirical Investigation from China [J]. *Review of Economics and Statistics*, 2014, 96 (4): 729-744.
- [19] 包群, 邵敏, 侯维忠. 出口改善了员工收入吗 [J]. *经济研究*, 2011 (9): 41-54.
- [20] 蒋殿春, 谢红军. 外资并购与目标企业生产率: 对中国制造业数据的因果评估 [J]. *世界经济*, 2018, 41 (5): 99-124.
- [21] ROSENBAUM P R, RUBIN D B. Assessing Sensitivity to an Unobserved Binary Covariate in an Observational Study with Binary Outcome [J]. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B: Methodological*, 1983, 45 (2): 212-218.
- [22] YU M. Processing Trade, Tariff Reductions and Firm Productivity: Evidence from Chinese Firms [J]. *The Economic Journal*, 2015, 125 (585): 943-988.
- [23] SMITH J A, TODD P E. Does Matching Overcome La Londe's Critique of Nonexperimental Estimators? [J]. *Journal of Econometrics*, 2005, 125 (1-2): 305-353.

- [24] FAJNZYLBER P, MALONEY W F. Labor Demand and Trade Reform in Latin America [J]. *Journal of International Economics*, 2005, 66 (2): 423-446.
- [25] LORDAN G, NEUMARK D. People Versus Machines: The Impact of Minimum Wages on Automatable Jobs [J]. *Labour Economics*, 2018 (52): 40-53.
- [26] ACEMOGLU D. Introduction to Economic Growth [J]. *Journal of Economic Theory*, 2012, 147 (2): 545-550.
- [27] STOCK J, WTIGHT J, YOGO M. A Survey of Weak Instruments and Weak Identification in Generalized Method of Moments [J]. *Journal of Business and Economic Statistics*, 2002, 20 (4): 518-529.
- [28] FREY C B, OSBORNE M A. The Future of Employment: How Susceptible Are Jobs to Computerisation? [J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2017 (114): 254-280.

(责任编辑 王 瀛)

## Have Robots Aggravated the Fluctuation of the Job Market —The Research of the Imports of Industrial Robots in China

WANG Xiaoxia LI Lei

**Abstract:** The impact of robots and AI on employment has drawn wide attention from the world. Using the import of industrial robots of China's enterprises during 2000-2013, this article empirically analyzed the impact of robotic applications on the elasticity of labor demand of Chinese industrial enterprises. The estimation results of the PSM-DID model show that: ①There are two main channels for the application of robots to affect the elasticity of labor demand: substitution effect channel and scale effect channel. The introduction of industrial robots by Chinese enterprises has significantly aggravated the fluctuations in the job market. ②Further sub-sample regressions find that the impact of robot application on employment risk is not only significant, but also has certain industry heterogeneity: the lower the technical level requirements and the higher the risk of automation, the bigger the elasticity of labor demand is affected by robots. This empirical study on the relationship between robots and labor demand elasticity can provide some practical suggestions for the government's formulation of employment security policy.

**Keywords:** Industrial Robots; Labor Demand Elasticity; Substitution Effect; Scale Effect