

国内外工业机器人应用对制造业就业的影响分析

林欣, 李春顶

(中国农业大学 经济管理学院, 北京 100083)

摘要: 工业自动化技术的快速发展究竟会带来“人机共存”还是“机器换人”? 已有学者围绕这一话题对中国工业机器人应用与就业的关系展开了讨论。然而在全球价值链和各国竞相发展人工智能产业的背景下, 参与全球化生产分工使得国外机器人应用也会对中国就业产生影响。文章先构建了多国多部门的李嘉图贸易模型, 通过对劳动力就业变化进行结构分解, 分析国内外机器人应用对中国产生的就业效应。然后利用人口普查微观数据、IFR 机器人数据和 WIOD 投入产出数据, 基于 Shift-Share 思想检验了国内外工业机器人应用对我国地级市制造业劳动力就业的影响。基准回归和稳健性检验的估计结果表明, 国内机器人产生的补偿效应要大于替代效应, 因而会促进地区制造业劳动力就业, 而国外机器人经中间品贸易渠道会对制造业就业产生补偿效应, 经最终品贸易渠道会对制造业就业产生替代效应。此外, 异质性分析发现, 国内外工业机器人应用对就业的影响存在个体异质性、行业异质性以及区域异质性。进一步研究得出, 国外机器人应用主要是通过改变地区的出口贸易结构而影响劳动力就业。文章的研究结论对客观评估机器人与劳动力就业的关系、制定机器人产业发展政策和提高制造业国际分工地位具有一定的指导意义。

关键词: 机器人; 制造业就业; 国际分工; Shift-Share

中图分类号: F727; F740 文献标识码: A 文章编号: 1001-9952(2023)07-0019-15

DOI: 10.16538/j.cnki.jfe.20230316.203

一、引言

人工智能操作系统的不断升级, 使工业机器人在制造业中的作用日益凸显。各国在广泛应用工业机器人的同时也面临着劳动生产率增长缓慢和劳动力份额下降的困境, 在新一轮科技革命和产业变革推动下, 工业机器人技术进步是否会造成劳动力失业一直备受争议。Autor 和 Salomons (2018)、Graetz 和 Michaels (2018)、Acemoglu 和 Restrepo (2018, 2020) 认为, 自动化技术将提高广泛行业的生产率, 机器人可以自动执行以前由人工执行的任务或创建新的任务和活动, 使人类的生产力更高。但他们也指出, 这一发展可能会减少劳动力需求, 降低生产中劳动力份额。概括来说, 机器人技术对劳动力需求会产生两种效应, 即替代效应和生产率效应(补偿效应), 机器人使用是否引致失业取决于这两种影响的净效应。与此同时, 国内有关机器人与劳动力就业的文献也日渐丰富。王永钦和董雯 (2020) 的研究结果表明, 工业机器人应用对制造业上市公司劳动力需求具有替代效应。孔高文等 (2020) 联合地区层面就业和行业层面机器人数据考察机器人应用对地区劳动力市场的影响, 研究发现机器人应用规模扩大会降低地区劳动力就业水平。李磊

收稿日期: 2022-09-17

基金项目: 国家社会科学基金重大项目(20&ZD119)

作者简介: 林欣(1993-), 女, 安徽安庆人, 中国农业大学经济管理学院博士研究生;

李春顶(1983-), 男, 安徽无为, 中国农业大学经济管理学院教授, 博士生导师。

等(2021)基于 2000—2013 年中国工业企业数据检验机器人对企业就业的影响,结果显示机器人使用增加了中国企业就业水平。

就机器人与国际贸易的关系而言,工业机器人作为新一轮科技革命的主导技术,不仅会带动全球生产力的提升,也能推动全球生产体系和贸易体系进入新阶段,使得各国比较优势发生改变,进而影响国际贸易格局(Goldfarb 和 Trefler, 2018)。由于机器人替代劳动力会降低生产成本,发达国家使用机器人会加剧制造业回流,进而减少离岸外包国家劳动力的就业机会,由此可看出,发达国家的机器人应用会对发展中国家的劳动力市场产生负向影响(Faber, 2020; Carbonero 等, 2020; Diaz Pavez 和 Martínez-Zarzoso, 2021)。在全球经济一体化中,新兴经济体凭借其要素禀赋决定的比较优势参与国际化生产,中国也因劳动力成本优势在入世之后迅速融入全球化浪潮。但劳动力成本的上升加速了机器人对劳动力的替代,传统的劳动力成本优势被不断削弱,原先基于劳动力成本套利的贸易份额便可能会出现下降,该转变会阻碍发展中国家通过劳动力比较优势融入全球价值链的发展路径,即工业机器人技术研发与应用影响了国家间竞争优势和国际分工。根据传统国际贸易理论,贸易会改变一国原有生产过程中的要素投入比例,再通过国际分工和专业化生产对劳动力要素需求产生影响。因此,发达国家工业机器人应用引致的贸易分工变动可能会通过改变中间品和最终品的需求进而影响我国劳动力就业。加上国内也在逐渐推广工业机器人的使用,那么我国劳动力市场就业是否会受到国内外工业机器人技术的双重冲击?以及国内外工业机器人应用对劳动力就业的影响有何不同?这些都是值得关注的问题。

与以往文献相比,本文的边际贡献体现在:第一,国内关于机器人与就业的探讨仅围绕中国工业机器人应用对本国就业的影响,没有考虑到国外工业机器人应用是否也会对国内就业带来冲击。本文将机器人自动化对就业的影响机制分为国内自动化冲击和国外自动化冲击两种,国外自动化冲击又包括中间品和最终品两种贸易渠道,进而实现从多角度分析工业机器人应用对就业产生的影响。第二,现有文献主要从国家层面分析发达国家机器人应用对发展中国家就业的影响,这种宏观层面的研究掩盖了国家内部地区的异质性,本文利用人口普查数据、行业层面机器人数据和 WIOD 投入产出数据来考察国内外机器人应用对中国地级市劳动力就业的影响,可以避免宏观层面研究的弊端。第三,与本文最直接相关的文献是 Artuc 等(2018)和 Stemmler(2019),二者沿用了李嘉图贸易模型的核心,即以国家间的技术(生产率)差异及其决定的比较优势作为贸易基础,并纳入机器人代替劳动力执行生产任务和国际投入产出特点进行拓展。前者分析相对高收入的发达国家工业机器人应用对南北贸易生产分工、贸易条件和福利水平的影响。后者分析国内外机器人应用对巴西劳动力就业的影响,结果表明国外机器人应用会减少制造业就业而增加采矿业就业,加剧了巴西过早“去工业化”的程度,国内机器人应用对就业的影响则不明显。但考虑到目前中国在工业机器人方面是最具潜力的发展中国家,并且中国与巴西在产业结构和劳动力特征上都有较大差异,行业间机器人普及范围也不同,基于此,本文检验国内外机器人应用对中国地区制造业劳动力需求的冲击,并拓展分析不同渠道的机器人使用对劳动力技能结构、行业间和行业内劳动力就业以及不同地区的劳动力就业产生影响的差异性,一定程度上补充了现有的相关文献。

二、理论模型

(一)纳入机器人生产任务的多国多部门李嘉图贸易模型。首先从理论层面分析国内外机器人与就业之间的关系,主要是借鉴 Artuc 等(2018)和 Stemmler(2019)提出的模型框架,即在 Eaton 和 Kortum(2002)、Caliendo 和 Parro(2015)研究的基础上,将 Acemoglu 和 Restrepo(2020)提出的带有机器人技术的任务模型纳入生产函数,进而构建一个两阶段、多国多部门的李嘉图

南北贸易模型。假定共有 J 个地区(国家), K 个行业, c 表示中国劳动力区域市场, j 表示国外工业化发达国家, i, k 表示行业。 s 代表生产阶段, 其中 $s=1$ 表示生产中间品阶段, $s=2$ 表示生产最终品阶段。在完全竞争条件下, 劳动力能在不同生产阶段和行业间自由流动, 但不能跨国流动。

1. 消费。代表性消费者通过消费各种最终品实现效用最大化, 效用函数以柯布-道格拉斯的形式表现为:

$$U_c = \prod_i^K (Q_{ci}^2)^{\gamma_{ci}} \quad (1)$$

其中, U_c 表示效用函数, Q_{ci}^2 表示消费者对 i 行业最终品的消费需求, 且 $\sum_i^K \gamma_{ci} = 1$ 。消费者有两种收入来源: $I_c = w_c^L L_c + k_c$, 即工资和资产收入。

2. 生产。假设每个行业以迂回生产方式生产中间品和复合中间品, 产品 $q(\omega_i)$ ($\omega_i \in [0, 1]$) 在生产过程中由三种投入要素决定: 资本品 F 、任务投入 T 以及中间品投入 Q^1 。

$$q_{ci}(\omega_i) = z_{ci}(\omega_i) (F_{ci}(\omega_i))^{\alpha_{ci}^F} \prod_k^K (Q_{cik}^1(\omega_i))^{\alpha_{cik}^M} (T_{ci}(\omega_i))^{\alpha_{ci}^T} \quad (2)$$

在公式(2)中, α_{ci}^F 表示资本品投入份额, α_{cik}^M 表示来自行业 k 的中间品投入份额, α_{ci}^T 表示任务投入份额, 假定生产规模报酬不变, 则有 $\sum_k \alpha_{cik}^M = 1 - \alpha_{ci}^F - \alpha_{ci}^T$, $z_{ci}(\omega_i)$ 代表生产率并服从 *Frechet* 分布。由于市场是完全竞争的, 产品根据单位成本 $c_{ci}/z_{ci}(\omega_i)$ 定价, 因此可得成本函数为:

$$C_{ci} = \psi_{ci} \int_{ci}^{\alpha_{ci}^F} \prod_k^K P_{cik}^1 \alpha_{cik}^M w_{ci}^{\alpha_{ci}^T} \quad (3)$$

其中, f_{ci} 表示资本品价格, P_{cik}^1 表示中间品价格, w_{ci} 表示任务投入价格。

复合中间品为一系列中间品 CES 函数的聚合:

$$Q_{ci} = \left[\int q_{ci}(\omega_i)^{1-1/\sigma_i} d\omega_i \right]^{\sigma_i/\sigma_i-1} \quad (4)$$

其中, $\sigma_i > 0$ 表示中间品投入替代弹性。

3. 机器人应用与生产。在任务型生产函数中, Acemoglu 和 Restrepo(2020)对机器人应用这样假定: 任务投入 $k \in [0, 1]$ 服从连续型分布, 假定当 $k \in [0, K_i]$ 时, 任务既可以由机器人执行, 也可以由劳动力执行; 当 $k \in [K_i, 1]$ 时, 任务只能由劳动力执行。可以看出, 自动化任务 T_A 的子集为 K_i , 非自动化任务 T_N 的子集为 $1 - K_i$ 。因此, 任务投入 $T_{ci}(k)$ 的分配可表示为:

$$T_{ci}(k) = \begin{cases} \gamma_L(k) L_{ci}(k) + \gamma_R(k) R_{ci}, & 0 \leq k \leq K_i \\ \gamma_L(k) L_{ci}(k), & K_i < k \leq 1 \end{cases} \quad (5)$$

其中, $\gamma_R(k)$ 、 $\gamma_L(k)$ 分别表示机器人 R 和劳动力 L 的生产率, 假设单位机器人价格和单位劳动力成本分别为 w^R 、 w^L , 与只有劳动力参与执行任务的情况相比, 有机器人参与执行单位任务时的相对成本可表示为:^①

$$\Omega_{ci} = \frac{(1 - K'_i) \frac{w_{ci}^L}{\gamma_L} + K'_i \frac{w_{ci}^R}{\gamma_R}}{\frac{w_{ci}^L}{\gamma_L}} \quad (6)$$

因此, 公式(3)可进一步改写为:

$$C_{ci} = \psi_{ci} \int_{ci}^{\alpha_{ci}^F} \prod_k^K P_{cik}^1 \alpha_{cik}^M \left(K'_i \frac{w_{ci}^R}{\gamma_R} + (1 - K'_i) \frac{w_{ci}^L}{\gamma_L} \right)^{\alpha_{ci}^T} = \psi_{ci} \int_{ci}^{\alpha_{ci}^F} \prod_k^K P_{cik}^1 \alpha_{cik}^M \left(\Omega_{ci} \frac{w_{ci}^L}{\gamma_L} \right)^{\alpha_{ci}^T} \quad (7)$$

① 这里的 K'_i 表示临界值, 即 $\frac{w_{ci}^L}{\gamma_L(K'_i)} = \frac{w_{ci}^R}{\gamma_R(K'_i)}$ 。

根据希克斯的要素替代理论,当一种要素相对于另一种要素的价格上升时,该要素的需求就会下降。由公式(6)和公式(7)可看出,在无机器人执行任务的情况下, $K'_{ci} = 0, \Omega_{ci} = 1$;而在有机器人执行任务的情况下,并且 $\frac{\gamma_L(k)w^R}{\gamma_R(k)w^L} < 1$ 时, $\Omega_{ci} < 1$, 从而降低生产成本。因此,劳动要素价格的相对上升将促进生产者使用机器人来替代劳动力。

性质 1: 当工业机器人相对于劳动力更具有比较优势时,劳动力就会被工业机器人所取代,生产成本也会随之下降。

4. 贸易。因为中间品和最终品是可贸易的,所以 j 国的生产者(消费者)可以在世界各地提供的中间品(最终品)中选择价格最低的产品。由于本研究着重分析机器人应用所引起的国际分工变化,这里忽略关税变动带来的影响,进一步地,用 τ 表示贸易冰山成本,则 c 地区对 j 国出口的产品价格可表示为:

$$p_{jci}(\omega_i) = \min_c \left[\frac{C_{ci} \tau_{jci}}{z_{ci}(\omega_i)} \right] \quad (8)$$

通过求其概率密度函数可得产品的价格指数为:

$$P_{ji} = A_i \left[\sum \lambda_{ci} (C_{ci} \tau_{jci})^{-\theta_i} \right]^{-\frac{1}{\theta_i}}, A_i = \text{常数} \quad (9)$$

根据设定的贸易成本和价格函数, j 国对 c 地区 i 行业的贸易支出份额可表示为:

$$\pi_{jci} = \frac{\lambda_{ci} (C_{ci} \tau_{jci})^{-\theta_i}}{\sum_h \lambda_{hi} (C_{hi} \tau_{jhi})^{-\theta_i}} \quad (10)$$

将公式(7)的成本函数代入公式(9)可得:

$$P_{ji} = A_i \left\{ \sum \lambda_{ci} \left[\psi_{ci} f_{ci}^{\alpha_{ci}^F} \prod_{k=1} p_{cik}^{\alpha_{ik}^M} \left(\Omega_{ci} \frac{w_{ci}^L}{\gamma_L} \right)^{\alpha_{ci}^T} \tau_{jci} \right]^{-\theta_i} \right\}^{-\frac{1}{\theta_i}} \quad (11)$$

根据公式(11)可得 c 地区 i 行业对 j 国出口的贸易份额为:

$$\pi_{jci} = \left[\frac{\psi_{ci} f_{ci}^{\alpha_{ci}^F} \prod_{k=1} p_{cik}^{\alpha_{ik}^M} \left(\Omega_{ci} \frac{w_{ci}^L}{\gamma_L} \right)^{\alpha_{ci}^T} \tau_{jci}}{P_{ji}/A_i} \right]^{-\theta_i} \quad (12)$$

由公式(12)可以看出,以不同经济体的技术(生产率)差异及其决定的比较优势作为贸易基础,假定其他冲击都是外生的条件下,机器人应用会通过改变相对生产成本 Ω 而影响贸易支出份额。^①

性质 2: 机器人应用能通过降低生产成本而提高生产率,进而对经济体的贸易比较优势产生影响,相应的贸易分工模式也会发生变动。

5. 劳动力市场出清。在 EK 模型中(Eaton 和 Kortum, 2002),劳动力市场出清意味着行业的劳动收入是该行业总产出中劳动投入所占的份额。在产品市场出清和贸易市场出清的条件下,行业的总产出等于中间品和最终品的销售之和,中间品被所有国家(包括本国)的生产商作为产品投入再生产,最终品被所有国家(包括本国)消费者消费(Caliendo 和 Parro, 2015)。因此,劳动力市场出清条件为:

$$w_{ci}^L L_{ci} = \alpha_{ci}^T s_{ci}^L P_{ci} \sum_{j=1} E_{jci} = \alpha_{ci}^T s_{ci}^L P_{ci} \sum_{j=1} \left(\frac{\pi_{jci} E_{ji}}{1 + \tau_{jci}} + \sum_{k=1} \frac{\pi_{jkci} E_{jki}}{1 + \tau_{jkci}} \right) \quad (13)$$

^① 限于篇幅,具体的影响路径详见本文的工作论文版本。

其中， $P_{ci} \sum_j E_{jci}$ 表示总支出， $\sum_{j=1} \frac{\pi_{jci} E_{jci}}{1 + \tau_{jci}}$ 表示最终品支出， $\sum_{j=1} \sum_{k=1} \frac{\pi_{jkci} E_{jkci}}{1 + \tau_{jkci}}$ 表示中间品支出，

$$s_{ci}^L = \frac{(1 - K'_{ci}) \frac{w_{ci}^L}{\gamma_L}}{(1 - K'_{ci}) \frac{w_{ci}^L}{\gamma_L} + K'_{ci} \frac{w_{ci}^R}{\gamma_R}}$$

表示劳动力在任务型生产中所占的份额。

(二) 劳动力就业变化的结构分解。结合任务型成本函数、贸易份额等式和劳动力市场出清条件，对劳动力就业的对数形式进行差分 $d \ln L_{ci}$ ，得到 $d \ln L_{ci}$ 变化的结构分解：^①

$$d \ln L_{ci} = \underbrace{\frac{-dK'_{ci}}{(1 - K'_{ci})}}_{\text{国内机器人应用的替代效应}} - \underbrace{\left(\frac{1}{\alpha'_{ci}} - 1 \right) d \ln P_{ci} + \frac{1}{\alpha'_{ci}} d \ln \prod_{k=1}^K P_{cik}^1}_{\text{国内机器人应用的补偿效应}} + \underbrace{d \ln \sum_{j=1}^J \left(\frac{\pi_{jci} E_{jci}}{1 + \tau_{jci}} + \sum_{k=1}^K \frac{\pi_{jkci} E_{jkci}}{1 + \tau_{jkci}} \right)}_{\text{国外机器人应用的间接效应}} \quad (14)$$

从公式(14)可以看出，国内外机器人应用对就业的影响存在不同的渠道。其中，等式右边第一个部分表示国内机器人应用对就业产生的替代效应， K'_{ci} 上升会提高机器人替代劳动力的程度，劳动力需求会下降。第二个部分表示国内机器人应用对就业产生的补偿效应，价格的降低会带动产品需求上升从而扩大产出规模，相应地也会增加各个环节劳动要素的投入，进而提高对劳动力的需求。最后一个部分表示国外机器人应用影响 c 地区就业的间接效应。一方面，发达国家工业机器人应用引起的生产成本下降要比发展中国家更明显，能够在一定程度上减弱劳动力成本高的劣势，原先囿于劳动力成本较高不得不从发展中经济体进口的最终品可转为国内生产，从而减少了 c 地区最终品的出口机会，所以国外机器人应用因最终品效应的存在而会减少 c 地区劳动力的需求。另一方面，工业机器人应用提高了发达国家的生产率并扩大生产规模，对来自发展中经济体中间品的进口需求也相应增加。一般来说，中间品的生产过程并不复杂，生产成本仍然较低。当 c 地区要素价格成本优势足以抵消发达国家添置机器人的额外成本，以及贸易的交易费用、运输费用和生产成本相对较低时， c 地区的中间品出口仍有利可图。因此，国外机器人应用因中间品效应会增加 c 地区劳动力的需求。综上，国内机器人应用对就业的影响取决于替代效应和补偿效应的相对变化，国外机器人应用对就业的影响取决于最终品效应和中间品效应的相对变化。

三、数据、变量和方法

(一) 数据来源与处理

1. 工业机器人数据。“国家—行业—年度”层面的工业机器人数据来自 IFR 报告，该报告提供的机器人数据在研究机器人对劳动力市场的影响中被广泛应用。根据工业机器人使用的行业分布情况，其主要应用于制造业领域，因此本文主要利用制造业行业(行业分类二位码)的相关数据进行实证研究。IFR 数据也存在缺点，比如，并不是所有的机器人数据都被归类为细分行业，其中大约有 30% 的机器人数据被划分为未分类行业。为此，我们借鉴 Acemoglu 和 Restrepo (2020) 的做法，将这类数据按照已分类行业所占的份额加权平均分配到各个分行业，同时参考 Graetz 和 Michaels (2018) 的研究，用 2005—2015 年机器人库存量作为代理变量，并且以 10% 的折旧率按照永续盘存法进行测算。

^① 限于篇幅，具体公式推导详见本文的工作论文版本。

2. 就业数据。本文使用 2005 年、2010 年以及 2015 年 1% 人口抽样调查微观数据构建区域劳动力市场的制造业就业率, 并且将每个地级市定义为一个区域劳动力市场。地级市作为我国地级行政区的主体, 是重要的经济活动单位, 由于不同年份间地级市行政区划有所变动, 我们以 2000 年划定的地级市行政区划代码为基准, 对样本窗口期内的地级市边界进行调整, 删除一部分城市样本后(包括县或县级市以及部分省直辖行政单位), 共匹配了 277 个行政单位。由于本文关注的是机器人对劳动力市场就业的影响, 只选取了样本中 16—64 岁的经济活动人口。而且 2010 年和 2015 年人口普查数据的行业分类是具体到国民经济行业分类三位码, 将其统一调整为 2005 年人口普查所采用的行业分类二位码(GB/T 4754-2002)。参照 Autor 等(2013)和 Faber(2020)的研究, 制造业劳动力就业率及其变化量定义为:

$$\Delta E_{ct} = \frac{L_{c,t_1}}{N_{c,t_1}} - \frac{L_{c,t_0}}{N_{c,t_0}} \quad (15)$$

其中, $L_{c,t}$ 表示 t 年 c 地级市制造业就业人数, $N_{c,t}$ 表示 t 年 c 地级市经济活动人口, ΔE_{ct} 表示制造业就业率变化。

3. 贸易数据。贸易数据来自世界投入产出数据库(WIOD), 全球价值链体系下的贸易模式已成为国际生产分工的典型特征, 本文采用 WIOD 中“国家—行业”层面投入产出数据, 代表中国在参与全球价值链分工中对其他经济体出口的中间品和最终品贸易份额。此外, 在计算机器人密度时所使用的国家间行业劳动力数据来自社会经济账户(WIOD-SEA)。

由于在计算核心指标时需要结合多个数据库, 而不同数据库行业分类标准不同, 因此本文根据行业名称和编码将这些数据所对应的行业进行一一匹配, 匹配之后总共包含 14 个制造业二位码行业。^①主要包括食品饮料与烟草制造业、纺织服装业、木材加工业、造纸印刷业、石油加工业、化学品制造业、橡胶塑料制造业、非金属矿物制品业、金属冶炼制造业、金属制品业、电子电气制造业、通用专用设备制造业、交通运输设备制造业和其他制造业。

(二)核心变量测度。如何有效测度城市层面的国内外工业机器人渗透度是一个难点。由于 IFR 报告仅包含“国家—行业”层面的机器人数据, 缺乏地区层面的微观数据, 为此 Acemoglu 和 Restrepo(2020)利用 Shift-Share 构建美国通勤区层面的机器人渗透度。在之后相关的国内外研究中, 相继有学者使用类似的方法构建微观层面的机器人渗透度(Stemmler, 2019; Faber, 2020; Faber 等, 2021; 王永钦和董雯, 2020)。同样, 本研究也是借鉴这一方法计算地级市层面的机器人渗透度, 具体测度方法如下:

$$\Delta RE_{ct}^{dom} = \sum_i \frac{L_{ci,2005}}{L_{c,2005}} \frac{R_{i,t_1}^{China} - R_{i,t_0}^{China}}{L_{i,2005}} \quad (16)$$

等式的左边代表国内机器人渗透度, 等式右边 $L_{ci,2005}/L_{c,2005}$ 表示基期(2005 年) c 地区 i 行业就业占该地区制造业总就业的比重, $R_{i,t_1}^{China} - R_{i,t_0}^{China}$ 表示全国层面 i 行业工业机器人库存在 t_0 至 t_1 期间的变化, $L_{i,2005}$ 表示基期全国 i 行业的就业总人数(千人)。可以看出, 各地区受到机器人影响的大小取决于该地区制造业就业的行业构成, 一是国内工业机器人增长对地区劳动力市场的影响取决于该地区制造业细分行业就业所占比重, 比重越大受到的影响越大; 二是机器人在制造业内部不同行业之间也存在差异, 若地区制造业集中在国内机器人应用较高的行业, 则劳动力市场受机器人的影响就更大。该构建思路是基于事实, 不同地区劳动力市场的初期生产专业化各异, 使得“国家—行业”层面机器人的变动对不同地区劳动力市场产生不同程度的冲击。

^① 限于篇幅, 具体的匹配结果详见本文的工作论文版本。

考虑到国内工业机器人应用对就业的影响可能存在反向因果关系，因为在生产中使用机器人的决策可能是出自节约成本和生产质量的选择，而这些又取决于劳动力市场条件。本文参考 Stemmler(2019)，选择其他发展中经济体工业机器人应用的平均水平作为国内机器人渗透度的工具变量，即巴西、墨西哥、印度和印度尼西亚。主要出于两点考虑：一是这四个发展中经济体同中国都属于中低收入国家，具有相似的劳动力比较优势；二是虽然中国的机器人使用量和销售量自 2013 年以来稳居世界前列，但就机器人密度来说，却还是低于世界平均水平。与机器人的存量和销量指标相比，实际上机器人密度（每万名工人拥有的机器人数量）更能反映一国机器人的真实应用水平。尤其是在样本期间（2005—2015 年）内，上述四个国家的平均机器人密度与中国的机器人密度水平接近，并且这些国家的工业机器人应用受中国某一城市劳动力市场影响的可能性很小。工具变量的机器人渗透度可表示为：

$$\Delta RE_{ct}^{dom,iv} = \sum_i \frac{L_{ci,2005}}{L_{c,2005}} \frac{1}{4} \sum_{j \in Developing} \frac{R_{i,t_1}^j - R_{i,t_0}^j}{L_{i,2005}} \quad (17)$$

上述理论模型提到，工业机器人应用因改变国家间比较优势而导致贸易分工发生变化。从公式(14)可看出，发达国家机器人应用通过改变对发展中经济体地区的出口贸易结构，进而对区域劳动力需求产生不同的影响。为区分这两种差异，构建两种不同的国外机器人渗透度：

$$\Delta RE_{ct}^{final} = \sum_i \frac{L_{ci,2005}}{L_{c,2005}} \sum_j \frac{X_{ji,2005}^2}{X_{i,2005}^2} \frac{R_{ji,t_1}^{Developed} - R_{ji,t_0}^{Developed}}{L_{ji,2005}} \quad (18)$$

$$\Delta RE_{ct}^{interm} = \sum_i \frac{L_{ci,2005}}{L_{c,2005}} \sum_j \frac{X_{ji,2005}^1}{X_{i,2005}^1} \sum_k \frac{X_{jk,2005}^1}{X_{j,2005}^1} \frac{R_{jk,t_1}^{Developed} - R_{jk,t_0}^{Developed}}{L_{jk,2005}} \quad (19)$$

本文主要选取 6 个自动化程度较高的发达国家：丹麦、芬兰、法国、意大利、瑞典和德国，选择上述 6 个国家作为高收入国家工业机器人应用代表的原因有三个：一是 2016 年 IFR 报告显示，这些国家在 2007—2015 年期间机器人密度水平远超世界平均水平，而且在排名上除了个别年度有小幅波动，基本上都位列世界前十，所以能代表多数自动化发展水平较高的国家；二是根据世界银行(World Bank)对不同收入水平国家的划分标准，以上 6 个都属于高水平收入国家，所以工业机器人应用使生产成本下降的程度更明显，从而缓解了原先在劳动力方面的比较劣势；三是由于本文选取的是 277 个地级市样本，而“国家—行业”层面的冲击变化不会明显地受到某个地级市就业变化的影响(张川川, 2015)，所以发达国家行业层面机器人数量变动对中国地区就业而言是相对外生的。

RE_{ct}^{final} 、 RE_{ct}^{interm} 分别表示经最终品渠道和经中间品渠道的国外机器人渗透度； $X_{ji,2005}^2/X_{i,2005}^2$ 表示 i 行业向 j 国出口最终品的初始份额； $X_{jk,2005}^1/X_{j,2005}^1$ 表示 i 行业出口到 j 国 k 行业的中间品占对 j 国中间品总出口的初始份额； $X_{ji,2005}^1/X_{i,2005}^1$ 表示 i 行业向 j 国出口中间品的初始份额；国外机器人自动化的增长主要体现在 $(R_{ji,t_1}^{Developed} - R_{ji,t_0}^{Developed})/L_{ji,2005}$ 、 $(R_{jk,t_1}^{Developed} - R_{jk,t_0}^{Developed})/L_{jk,2005}$ 。(18)式、(19)式所表达的经验事实在于，对于 j 国机器人应用增长较快的行业而言，如果国内地区 c 对 j 国在该行业的中间品或最终品出口所占份额较高，或者地区 c 该行业的就业人口所占份额较高，那么该地区受到国外机器人应用的影响也较大。上述两个变量反映了国外机器人应用如何通过中间品和最终品贸易渠道影响地区 c 的劳动力市场。我们根据式(16)、式(18)和式(19)计算了 2005—2010 年、2010—2015 年三种工业机器人的渗透度指标。^①

① 限于篇幅，核心变量的描述性统计结果并未展示，详见本文的工作论文版本。

(三)估计方法。本文设定的基准回归模型如下:

$$\Delta E_{ct} = \beta_0 + \beta_1 \Delta RE_{ct}^{dom} + \beta_2 \Delta RE_{ct}^{final} + \beta_3 \Delta RE_{ct}^{interm} + \chi_t + \gamma_t + \mu_p + \varepsilon_{ct} \quad (20)$$

上式中, ΔE_{ct} 表示地区 c 在 2005—2010 年、2010—2015 年两个时期内制造业就业率的变化量; ΔRE_{ct}^{dom} 表示两期间根据地区 c 制造业行业构成进行加权的国内工业机器人密度(每千名劳动者拥有工业机器人)变化量; ΔRE_{ct}^{interm} 、 ΔRE_{ct}^{final} 表示两期间根据地区 c 制造业行业构成和部门间投入产出进行加权的国外工业机器人密度变化量; χ_t 表示期初地区层面的控制变量, 参考张川川(2015)、Acemoglu 和 Restrepo(2020)的做法, 控制变量主要包括地区期初的劳动力特征(地区经济活动人口对数、高中及以下学历职工比重、女性职工比重、35 岁及以上职工比重、少数民族职工比重、农村户籍职工比重)和就业行业特征(期初制造业就业比重、轻制造业就业比重); γ_t 表示年份固定效应; μ_p 表示省份固定效应, 虽然模型以差分的形式抵消了城市层面受到的外生冲击, 但还需控制省份层面的外生冲击, 比如各省份实施不同的产业政策等; ε_{ct} 表示随机误差项。回归分析将基于 2005—2010 年和 2010—2015 年两期差分截面构成的面板数据展开, 考虑到同一省份内不同城市之间可能也会存在相关性, 因此使用省份层面的聚类标准误。此外, Adão 等(2019)指出, 当两个地区的劳动力就业特征相似时, 不仅对相同冲击的暴露度接近, 产生的标准误可能也是相关的。为此, 我们在基准回归结果中同时呈现聚类标准误和按照 Adão 等(2019)提出的方法计算的标准误(以下简称为 AKM 标准误)。

四、实证结果

(一)基准回归。表 1 报告了国内外工业机器人渗透度对制造业劳动力需求影响的估计结果。首先采用简单的 OLS 方法进行初步估计, 列(1)显示在只包含省份和年份固定效应的条件下, 国内外工业机器人渗透度对制造业就业均存在显著影响, 其中国内机器人渗透度和国外中间品机器人渗透度对制造业就业产生了正向影响, 而国外最终品机器人渗透度对制造业就业的影响相反。列(2)同时引入地区行业特征和劳动力特征, 当国内每千名制造业劳动者多拥有一台工业机器人, 地区制造业就业占经济活动人口比重将上升 0.0125 个百分点; 当国外每千名制造业劳动者多拥有一台工业机器人, 经中间品贸易渠道受到国外机器人影响的地区, 其制造业就业占经济活动人口比重将上升 0.0266 个百分点; 经最终品贸易渠道受到国外机器人影响的地区, 其制造业就业占经济活动人口比重将下降 0.0129 个百分点。考虑到可能存在的内生性影响, 这些并不能准确反映其因果关系, 因此本文将采取工具变量法对此展开进一步验证。

先检验工具变量是否与国内机器人渗透度存在弱相关, 从表 1 中可看出, Kleibergen-Paap F 值均远大于 10, 排除了弱工具变量存在的可能。^②如表 1 中列(3)和列(4)所示, 不管是否加入控制变量, 国内外工业机器人渗透度对地区制造业劳动力需求的影响均显著。当国内每千名制造业劳动者多拥有一台工业机器人, 地区制造业就业占经济活动人口比重将上升 0.0137 个百分点, 这与李磊等(2021)得出的研究结论一致, 即国内机器人参与生产并没有导致地区劳动力出现大规模失业, 反而是促进了就业, 说明对于发展中国家而言, 公式(14)中机器人产生的补偿效应要大于替代效应。而当国外每千名制造业劳动者多拥有一台工业机器人, 经中间品贸易渠道受到国外机器人影响的地区, 其制造业就业占经济活动人口比重将上升 0.0277 个百分点; 经最终品贸易渠道受到国外机器人影响的地区, 其制造业就业占经济活动人口比重将下降 0.0136 个

① 根据 Acemoglu 和 Restrepo(2020)在文中的定义, 轻制造业主要是指纺织服装业和造纸印刷业。

② 限于篇幅, 2SLS 估计的第一阶段回归结果详见本文工作论文版本。

百分点。这一结果也反映出机器人应用在发展中国家和发达国家的差异性,发达国家劳动力成本相对较高,其技术进步与创新偏向于成本节约型,因此更有动机替代劳动力生产原先从其他国家进口的产品,而发展中国家劳动力成本依旧较低,在生产中间品方面仍保持比较优势,并且发展中国家机器人应用还处于起步发展阶段,对制造业总体劳动力替代效应尚不明显。

表 1 国内外机器人渗透度对制造业劳动力就业的影响

	(1)OLS	(2)OLS	(3)2SLS	(4)2SLS
国内机器人渗透度	0.0142 ^{**} (0.007) ***[0.004]	0.0125 [*] (0.007) ***[0.002]	0.0190 [*] (0.010) ***[0.005]	0.0137 ^{**} (0.007) ***[0.002]
国外中间品机器人渗透度	0.0609 ^{**} (0.028) ***[0.016]	0.0266 ^{**} (0.011) ***[0.001]	0.0651 [*] (0.033) ***[0.016]	0.0277 ^{**} (0.013) ***[0.009]
国外最终品机器人渗透度	-0.0295 ^{**} (0.013) ***[0.008]	-0.0129 ^{**} (0.005) ***[0.004]	-0.0326 [*] (0.016) ***[0.009]	-0.0136 ^{**} (0.006) ***[0.005]
省份固定效应	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制
地区行业特征	不控制	控制	不控制	控制
地区劳动力特征	不控制	控制	不控制	控制
是否加权	是	是	是	是
<i>K-P F-Statistic</i>			575.241	472.439
<i>N</i>	554	554	554	554
<i>R</i> ²	0.506	0.606	0.087	0.284

注:小括号内表示聚类到省份层面的标准误,方括号内表示AKM标准误。***、**、*分别表示在1%、5%、10%的水平下显著。列(1)至列(4)模型由制造业就业人口占全国经济活动人口比重进行加权。若无特殊说明下表统同。

(二)异质性分析

1. 劳动力技能异质性。工业机器人作为一种技术进步,会促进传统的生产方式和生产过程向新式分工发展,劳动力技能结构可能会因生产任务要求的变动进行重新调整。为进一步了解国内外工业机器人是否会改变地区劳动力工作岗位结构,依据从业者受教育水平,将劳动力分为高、中、低三种技能,其中高技能劳动力包括本科及以上学历员工,中等技能劳动力包括专科学历员工,低技能劳动力包括高中及以下学历员工,然后按照技能水平分组进行估计,结果如表 2 所示。国内机器人渗透度只对高技能劳动力产生正向影响,一般地,高技能岗位要求需要有较高的创造力和执行力,这类岗位不容易被替代,且与自动化执行岗位互补的任务通常需要拥有专门人力资本的工人完成,因此会增加工人的专业化程度并提高技能水平(Dauth 等, 2021)。而国外机器人渗透度只对中等技能劳动力影响显著,其中国外中间品机器渗透度对中等技能劳动力具有正向影响,而国外最终品机器人渗透度的影响相反。经济全球化为发达国家将产品外包给发展中国家提供了便利,这些被转移的产品对于发达国家而言通常由低技能劳动力完成,而对发展中国家本地生产活动来说,这些外部产品生产却属于较高技能劳动密集型任务,从而增加了中等技能劳动力的需求(Feenstra 和 Hanson, 1996)。并且中等技能劳动力执行的主要是常规任务,这意味着国外机器人更容易通过中间品和最终品贸易渠道对该群体施加影响。

表 2 国内外机器人渗透度影响制造业劳动力技能的异质性分析(2SLS 估计)

	(1)高技能	(2)中等技能	(3)低技能
国内机器人渗透度	0.0070 ^{**} (0.003)	0.0033(0.003)	-0.0002(0.004)
国外中间品机器人渗透度	0.0039(0.003)	0.0087 [*] (0.004)	0.0039(0.007)

续表 2 国内外机器人渗透度影响制造业劳动力技能的异质性分析 (2SLS 估计)

	(1)高技能	(2)中等技能	(3)低技能
国外最终品机器人渗透度	-0.0023(0.001)	-0.0042*(0.002)	0.0004(0.004)
省份固定效应	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制
地区行业特征	控制	控制	控制
地区劳动力特征	控制	控制	控制
是否加权	是	是	是
K-P F-Statistic	472.439	472.439	472.439
N	554	554	554
R ²	0.143	0.216	0.103

2. 行业异质性。基准回归结果是基于制造业总体样本进行分析,反映的是国内外工业机器人对制造业整个行业劳动力需求的影响。为此,进一步考察国内外机器人就业效应的行业异质性。图 1 显示的是国内外机器人渗透度对制造业分行业劳动力需求的回归系数,模型与表 1 的列(4)相同。纵轴表示行业间就业人口占经济活动人口比重,横轴表示按行业分类二位码划分的 14 个制造业分行业,不同颜色的条形框表示不同的机器人渗透度,条形框高度表示回归系数的大小,竖线的上下两端表示 90% 的置信区间。从图 1 可以看出,除了其他制造业和交通运输设备制造业,国内外机器人渗透度并不是对所有的分行业就业都存在显著影响。其中,国内机器人渗透度对纺织服装业和非金属矿物制造业的就业有显著的正向影响;国外中间品机器人渗透度在纺织服装业、橡胶塑料制造业、电子电气制造业和通用专用设备制造业的就业方面具有促进效应;而国外最终品机器人渗透度对橡胶塑料制造业、金属冶炼制造业和通用专用设备制造业的就业有显著的负向影响。因此,国内机器人渗透度和国外中间品机器人渗透度对劳动密集型和资本密集型行业就业均会产生影响,而国外最终品机器人渗透度对就业的影响主要集中在资本密集型行业。这说明制造业各行业之间资本-劳动投入比例会存在明显差异,而各行业要素密集度的不同可能会导致国内外机器人应用在制造业行业间的就业效应也不相同。

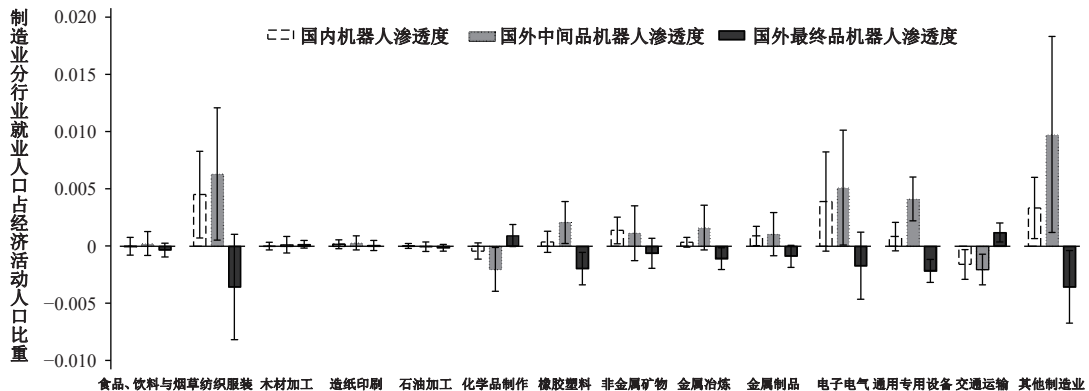


图 1 国内外机器人渗透度对制造业分行业劳动力就业的影响

此外,不同部门之间可能存在溢出效应,制造业部门就业的变动将导致其他部门就业也发生变化,制造业机器人是否对其他部门就业产生影响是一个需要检验的问题。对比表 1 和表 3 的结果,国内外机器人渗透度在行业间存在就业外溢效应,其中国内机器人渗透度和国外中间品机器人渗透度会产生负向溢出效应,并且对服务业就业率的影响接近,而国外最终品机器人渗透度会产生正向溢出效应,当该机器人渗透度增加 1% 时,服务业就业率将上升 0.0074%。

表 3 国内外机器人渗透度对服务业劳动力就业的影响(2SLS 估计)

	(1)服务业就业	(2)服务业就业	(3)服务业就业
国内机器人渗透度	-0.0154*** (0.005)	-0.0163*** (0.005)	-0.0140** (0.006)
国外中间品机器人渗透度	-0.0087 (0.006)	-0.0163*** (0.006)	-0.0141* (0.007)
国外最终品机器人渗透度	0.0049 (0.003)	0.0089** (0.003)	0.0074* (0.004)
地区行业特征	不控制	控制	控制
地区劳动力特征	不控制	不控制	控制
<i>K-P F-Statistic</i>	575.241	323.045	472.439
<i>N</i>	554	554	554
<i>R</i> ²	0.021	0.035	0.089

注：服务业是指除制造业、农林牧渔业和采矿业部门以外的所有行业。控制省份和年份固定效应。此外，还进行了加权处理。

3. 地区异质性。中国经济在结构转型和高质量发展过程中，不同地区之间的发展趋势也具有明显的差异化，为此我们还考察了国内外工业机器人应用对制造业就业影响的地区异质性，将各地级市按照其所属的省份划分为东部、中部、西部和东北四大地区。表 4 的估计结果显示，国内外机器人渗透度仅对东部地区制造业就业有显著影响，并且与全国总体制造业就业受到的影响保持一致。机器人应用范围较广的行业和从事贸易的行业大多分布在东部省份，机器人渗透度越高、工业经济越发达的地区，制造业就业受到的影响就会越明显。此外，工业智能化有效推动了东南沿海地区高技术含量和常规性任务密集行业的扩张之势，部分工业产业不再按照传统的“雁阵模式”向内陆地区转移(孙早和侯玉琳, 2021)。

表 4 国内外机器人渗透度对制造业就业影响的区域差异(2SLS 估计)

	(1)东部地区	(2)中部地区	(3)西部地区	(4)东北地区
国内机器人渗透度	0.0268** (0.011)	-0.0012 (0.004)	-0.0016 (0.007)	0.0029 (0.002)
国外中间品机器人渗透度	0.0603** (0.024)	0.0024 (0.011)	0.0003 (0.012)	0.0064 (0.005)
国外最终品机器人渗透度	-0.0291*** (0.009)	-0.0007 (0.006)	0.0004 (0.006)	-0.0028 (0.003)
<i>K-P F-Statistic</i>	259.383	573.626	790.309	647.830
<i>N</i>	172	160	150	72
<i>R</i> ²	0.327	0.187	0.152	0.308

注：东部地区包括北京、天津、河北、江苏、上海、福建、浙江、山东、广东和海南10个省市；中部地区包括山西、安徽、江西、湖南、湖北和河北6个省；西部地区包括重庆、四川、云南、贵州、内蒙古、广西、陕西、甘肃、青海、宁夏、新疆和西藏12个省(区、市)；东北地区包括辽宁、吉林和黑龙江3个省，括号内为稳健标准误。控制省份和年份固定效应、地区行业特征和劳动力特征。还进行了加权处理。

(三)进一步分析。由理论模型可知，国外工业机器人应用主要是通过改变地区的出口贸易结构影响劳动力就业。一方面，国外机器人应用因减少地区最终品出口而对就业产生负向影响；另一方面，其也会因增加地区中间品出口而对就业产生正向影响。为了验证国外机器人对出口贸易结构和就业的影响是否一致，我们将国外机器人应用影响城市出口贸易结构的计量模型设置如下：

$$X_{cjt} = \beta_0 + \beta_1 R_{jt} + \chi + \varepsilon \quad (21)$$

其中， X_{cjt} 表示城市 c 行业 i 在年份 t 对 j 国出口的中间品和最终品贸易额，这里的数据都来源于2005—2014年中国海关数据库，该数据库涵盖了中国企业与其他国家或地区的进出口往来记录，企业信息包含企业代码、企业名称和企业性质等，进出口信息包含产品编码、产品名称、贸易额、贸易数量和贸易价格等，以及起运国或目的国、贸易方式等其他信息。由于本文研究的是

城市—行业层面,在清洗海关原始数据以后,^①将企业十位数编码的前五位作为企业的区位信息,^②海关数据库是由中国海关依据企业进出口报关信息整理所得,因此将海关总署公布的地区报关代码与四位数行政区划代码一一核正和归类,最终获得了各年度 325 个四位数地级市的一致代码。需要说明的是,这部分主要是验证国外机器人应用对城市出口贸易结构的影响,囿于数据可获得性,这里忽略部门间的投入产出关系,将统一后的 HS02 产品编码按照 BEC 分类划分为中间品和最终品。此外,机器人行业代码是按照 ISIC Rev.4 国际标准产业分类,由于联合国统计数据库中并没有提供 HS02-ISIC Rev.4 直接的转换版本,所以参考党琳等(2021)的做法,根据行业名称将 HS02 编码前两位与 ISIC Rev.4 二位码行业分类进行手动匹配。 R_{jt} 表示 j 国 i 行业在 t 年的工业机器人应用水平。贸易额和机器人应用均进行对数处理。 χ 表示固定效应,回归使用地级市层面的聚类标准误。

为了控制目的国其他需求冲击(如关税变动),表 5 的列(1)和列(2)分别加入目的国—年份固定效应;为了控制城市 and 目的国之间不随时间变化的变量,如贸易距离等因素决定的贸易成本,我们控制了城市—目的国固定效应;为了控制城市 and 目的国之间随时间变化(如建立自由贸易区)可能带来的内生性问题,控制城市—目的国—年份固定效应。估计结果表明,国外工业机器人应用对出口贸易结构和就业的影响一致,在控制不同的固定效应后,国外机器人应用提高 1 个标准差,城市中间品出口提高 0.0411 个标准差,最终品出口下降 0.2294 个标准差。

表 5 国外机器人应用对出口贸易结构的影响

	(1)中间品	(2)最终品
国外机器人应用	0.0411 ^{**} (0.020)	-0.2294 ^{***} (0.022)
目的国—年份固定效应	控制	控制
城市—目的国固定效应	控制	控制
城市—目的国—年份固定效应	控制	控制
N	49212	37570
R^2	0.433	0.334

五、稳健性检验

本部分从以下几个方面检验基准回归结果的稳健性。^③

(一)改变机器人存量折旧率。上文提到采用折旧率为 10% 的永续盘存法计算工业机器人存量,在计算机器人渗透度指标时,机器人存量是一个关键变量。我们参考 Graetz 和 Michaels (2018)的做法,通过改变折旧率来调整机器人渗透度,检验核心解释变量的变化是否会影响结果的稳健性。估计结果显示,不同的折旧率改变机器人存量后依旧与基准回归结果保持一致。

(二)前期趋势检验。虽然我们在前面已经用工具变量法缓解了机器人对就业的反向因果影响,但是还存在一种潜在可能,地区工业机器人的应用可能是受到其他负面冲击的影响,进而

① 参考施炳展和邵文波(2014),海关数据清洗的过程如下:第一步,剔除企业编码、企业名称、出口目的国、产品编码和产品名称等关键信息缺失的样本;第二步,剔除单笔贸易额在 50 美元以下或者贸易量小于 1 的样本;第三步,将海关产品 HS8 位码同国际 HS6 位码对齐,并且统一为 HS02 编码;第四步,由于贸易中间商的存在可能会掩盖真实的出口贸易情况,为避免其带来的干扰,出口贸易模式仅保留一般贸易和加工贸易,同时剔除企业名称中含有“进出口”“经贸”“贸易”“科贸”“外经”等关键字样的样本;第五步,出口目的国保留丹麦、芬兰、法国、意大利、瑞典和德国。

② 地区代码由 5 位数组成,第 1—2 位表示省、自治区和直辖市;第 3—4 位表示省辖市(地区、省直辖行政单位);第 5 位表示省辖市经济区域划代码。

③ 限于篇幅,具体的稳健性检验结果详见本文工作论文版本。

导致国内外机器人对地区劳动力需求的影响与这些负面冲击影响相混淆。因此,需要判断这些地区在工业自动化前期是否已经有类似的就业趋势,如果存在则说明地区劳动力需求受到的影响是由其他因素推动的,而非国内外机器人应用。具体做法是将被解释变量替换为1990—2000年的制造业就业人口占经济活动人口的比重,核心解释变量是2005—2015年国内外工业机器人渗透度,控制变量主要包括1990年地区行业特征和劳动力特征。回归结果表明,在加入固定效应和控制变量后,国内外机器人渗透度对过去1990—2000年就业趋势的影响不显著,说明基准回归得出的结果并不是由地区劳动力就业的前期趋势导致,研究结论依旧成立。

(三)排除机器人应用较高的行业。工业机器人作为制造业自动化升级的关键设备,被广泛应用于各个工业领域中,目前机器人应用程度较高的三大行业分别是汽车制造业、电子电器制造业和橡胶及塑料制品行业,为了辨别国内外工业机器人对就业的影响结果是否由这些行业推动,我们将这三个制造业分行业机器人从制造业机器人渗透度中分离出来,再重新进行实证检验。由于按照GB/T 4754-2002分类标准,汽车自动化行业被归纳在交通运输设备制造业大类,这里参考陈媛媛等(2022)的方法,使用2004年中国首次经济普查微观数据,该数据包括全国所有制造业企业的主要信息,并且行业分类码是四位码,可以计算地级市层面汽车制造业企业雇员数占交通运输设备制造业雇员数的比例,再依据该比例将人口普查数据中汽车制造业与其他交通运输设备制造业就业人数进行拆分。回归结果显示,除去这三个行业,国内外机器人渗透度对制造业就业的影响仍与基准回归结果一致。

六、结 论

工业机器人技术经过多年的发展已逐步走向成熟,成为可供工业使用的标准化设备,现阶段全球工业机器人使用较多、技术水平较高的地区仍分布在工业化程度较高的发达国家,然而,这并不一定意味着发展中国家不受其影响。在全球化生产中,高收入发达国家使用工业机器人通过改变生产成本而影响国际分工(Artuc等,2018)。以往国内文献都聚焦于中国工业机器人应用对本土劳动力市场的影响,却忽略了国外机器人的使用也会带来劳动力需求冲击。为此,本文以理论分析为基础,基于微观人口、机器人和贸易投入产出数据,在城市水平上检验国内外工业机器人应用对制造业就业的影响,在估计中兼顾了机器人使用对不同劳动力技能、不同行业 and 不同区域的异质性分析。实证结果发现,国内机器人应用显著提高了地区制造业就业率,国外机器人应用经不同的贸易渠道对劳动力就业影响各异,经中间品贸易渠道的国外机器人使用对地区劳动力就业具有促进效应,而经最终品贸易渠道的国外机器人产生的作用则相反。同时,高技能劳动力从国内机器人应用中获益更显著,中等技能劳动力主要受国外机器人应用的影响。行业异质性分析显示,国内机器人和经中间品贸易渠道的国外机器人对就业的影响体现在劳动密集型和资本密集型行业,而经最终品贸易渠道的国外机器人对就业的影响集中在资本密集型行业,并且国内外机器人渗透度引发了劳动力在行业间重新配置。此外,因地理结构和经济发展条件的不同,东部地区制造业劳动力市场受到国内外工业机器人应用的影响最为显著。进一步分析结果显示,国外机器人应用对地区出口贸易结构和就业的影响一致。

鉴于上述研究结果,本文提出的政策启示如下:第一,从国内机器人对制造业总体就业产生的补偿效应要大于替代效应来看,继续出台一系列鼓励政策推广工业机器人应用,建立不断释放工业机器人“补偿效应”的政策保障机制,全面提高国内机器人在制造业各个细分行业中的渗透度,利用智能制造技术生产更高质量的产品,形成现代化产业链,有助于实现我国从制造大国向制造强国的转变。目前来说,不会引起“机器换人”的过分担忧,经济高质量发展和稳就业的目标可以同步实现。第二,随着劳动技能水平的下降,国内机器人对就业产生的积极影响逐渐减弱,因此要加大对职业技能的培训,使较低技能的劳动者尽快适应自动化技术发展要求,成

为新岗位的就业者。并且积极引导第三产业的发展,完善多种就业渠道。第三,各地的产业发展和就业环境具有差异性,在巩固东部地区工业机器人市场优势的同时,适度推进相关资源向中西部和东北地区流动,避免区域间生产配置和就业市场的失衡。第四,鉴于国外机器人应用对中国国际分工地位的影响,要探索依托产业链和价值链的优势带动创新链发展的政策路径,发挥产业政策的前瞻性和引导性,推进要素禀赋优势和前沿技术紧密动态衔接,提高我国制造业的自主创新能力,以及中国制造在全球网络生产中的不可转移和不可替代性,扭转价值链“低端锁定”的劣势。

当然,囿于现有数据存在的不足,未来也可以从以下两个方面进行拓展研究:一是人口普查数据中只有 2005 年人口抽样调查涉及工资信息,后续也可以挖掘其他数据分析国内外机器人应用对劳动力收入的影响。二是随着中国工业机器人产业的快速发展,不排除机器人替代效应占主导作用的可能性,未来机器人应用对劳动力市场的影响值得长期关注。

参考文献:

- [1]陈媛媛,张竞,周亚虹.工业机器人与劳动力的空间配置[J].经济研究,2022,(1):172-188.
- [2]党琳,李雪松,申烁.制造业行业数字化转型与其出口技术复杂度提升[J].国际贸易问题,2021,(6):32-47.
- [3]孔高文,刘莎莎,孔东民.机器人与就业——基于行业与地区异质性的探索性分析[J].中国工业经济,2020,(8):80-98.
- [4]李磊,王小霞,包群.机器人的就业效应:机制与中国经验[J].管理世界,2021,(9):104-118.
- [5]孙早,侯玉琳.工业智能化与产业梯度转移:对“雁阵理论”的再检验[J].世界经济,2021,(7):29-54.
- [6]王永钦,董雯.机器人的兴起如何影响中国劳动力市场?——来自制造业上市公司的证据[J].经济研究,2020,(10):159-175.
- [7]张川川.出口对就业、工资和收入不平等的影响——基于微观数据的证据[J].经济学(季刊),2015,(4):1611-1630.
- [8]Acemoglu D, Restrepo P. The race between man and machine: Implications of technology for growth, factor shares, and employment[J]. *American Economic Review*, 2018, 108(6): 1488-1542.
- [9]Acemoglu D, Restrepo P. Robots and jobs: Evidence from US labor markets[J]. *Journal of Political Economy*, 2020, 128(6): 2188-2244.
- [10]Adão R, Kolesár M, Morales E. Shift-share designs: Theory and inference[J]. *The Quarterly Journal of Economics*, 2019, 134(4): 1949-2010.
- [11]Artuc E, Bastos P, Rijkers B. Robots, tasks and trade[R]. Discussion Paper DP14487, 2018.
- [12]Autor D H, Dorn D, Hanson G H. The China syndrome: Local labor market effects of import competition in the United States[J]. *American Economic Review*, 2013, 103(6): 2121-2168.
- [13]Autor D H, Salomons A. Is automation labor-displacing? Productivity growth, employment, and the labor share[R]. NBER Working paper No.w24871, 2018.
- [14]Caliendo L, Parro F. Estimates of the trade and welfare effects of NAFTA[J]. *The Review of Economic Studies*, 2015, 82(1): 1-44.
- [15]Carbonero F, Ernst E, Weber E. Robots worldwide: The impact of automation on employment and trade[R]. IAB Discussion Paper 202007, 2020.
- [16]Dauth W, Findeisen S, Suedekum J, et al. The adjustment of labor markets to robots[J]. *Journal of the European Economic Association*, 2021, 19(6): 3104-3153.
- [17]Diaz Pavez L R, Martínez-Zarzoso I. The impact of local and foreign automation on labor market outcomes in emerging countries[R]. Cege Discussion Papers No.423, 2021.

- [18]Eaton J, Kortum S. Technology, geography, and trade[J]. *Econometrica*, 2002, 70(5): 1741–1779.
- [19]Faber M. Robots and reshoring: Evidence from Mexican labor markets[J]. *Journal of International Economics*, 2020, 127: 103384.
- [20]Faber M, Sarto A, Tabellini M. Local shocks and internal migration: The disparate effects of robots and Chinese imports in the US[R]. IZA institute Discussion Paper No.14623, 2021.
- [21]Feenstra R C, Hanson G H. Globalization, outsourcing, and wage inequality[J]. *The American Economic Review*, 1996, 86(2): 240–245.
- [22]Goldfarb A, Trefler D. AI and international trade[R]. NBER Working Paper No.w24254, 2018.
- [23]Graetz G, Michaels G. Robots at work[J]. *The Review of Economics and Statistics*, 2018, 100(5): 753–768.
- [24]Stemmler H. Does automation lead to de-industrialization in emerging economies? Evidence from brazil[R]. Cege Discussion Papers No.382, 2019.

The Impact of Domestic and Foreign Industrial Robot Applications on Manufacturing Employment

Lin Xin, Li Chunding

(College of Economics and Management, China Agricultural University, Beijing 100083, China)

Summary: Will the rapid development of industrial automation technology bring about “human-machine coexistence” or “machine replacement”? Scholars have extensively discussed the relationship between the application of industrial robots and employment in China around this topic. However, in the context of the global value chain and the competitive development of artificial intelligence industries by various countries, China cannot avoid being influenced by foreign robot applications while participating in global production division.

This paper first constructs a multi-country and multi-sector Ricardian trade model to show that domestic robot applications have both substitution and compensation effects on labor, and foreign robot applications through trade channels will also have similar effects. Second, using microdata from population censuses, IFR robot data, and WIOD input-output data, this paper applies the Shift-Share method to investigate the impact of domestic and foreign industrial robot applications on employment in Chinese prefecture-level manufacturing industries. The estimation results based on benchmark regressions and robustness tests show that: The compensation effect of domestic robots is greater than the substitution effect, thus promoting regional manufacturing employment; while foreign robot applications have a compensation effect on manufacturing employment through intermediate goods trade channels, but a substitution effect on manufacturing employment through final goods trade channels. Additionally, the study finds that the impact of domestic and foreign industrial robot applications on employment is subject to individual heterogeneity, industry heterogeneity, and regional heterogeneity. Further research reveals that foreign robot applications mainly affect labor employment by changing the export trade structure of regions. These research findings have certain guiding significance for objectively assessing the impact of robots on employment, formulating policies for the development of the robot industry, and improving the international division of labor in manufacturing.

Key words: robots; manufacturing employment; international division of labor; Shift-Share

(责任编辑 石头)