

工业机器人的使用、技术升级与经济增长

杨光,侯钰

[摘要] 本文从理论和实证两个层面分析了工业机器人的使用对经济增长的影响。理论方面,本文在 Acemoglu and Restrepo(2018a)的基础上,将机器人的规模效应和定价行为引入了任务模型,证明了工业机器人不仅可以直接影响经济增长,还可以通过全要素生产率影响经济增长。实证方面,本文匹配了国际机器人联合会发布的工业机器人使用数据和佩恩表,得到 1993—2017 年 72 个国家或地区的机器人使用数据以及相关的宏观经济数据,实证结果发现机器人的使用确实对经济增长具有促进作用,在人口红利晚期和后人口红利时期效果更加显著,并且按照行业、用途以及上下游作用划分的回归结果也均支持这一结论。中介效应的结果显示,全要素生产率是工业机器人影响经济增长的重要传导机制,其解释力达到总效应的 60%。为了解决内生性问题,本文运用其他国家的机器人数量以及 2006 年轻型工业机器人的发明和使用作为工具变量,发现结果依然稳健。本文的研究为中国在新时期推动工业机器人产业更好地服务于经济高质量发展提供了决策参考。

[关键词] 工业机器人; 全要素生产率; 经济增长

[中图分类号]F424 **[文献标识码]**A **[文章编号]**1006-480X(2020)10-0138-19

一、引言

党的十九大报告提出,“推动新型工业化、信息化、城镇化、农业现代化同步发展”。工业机器人的使用必将是推动“四化”融合中的重要一环。根据国际机器人联合会(International Federation of Robotics, IFR)发布的《全球机器人 2019》,全球现存的工业机器人超过 200 万台。以中国为例,2017 年中国共有各类工业机器人 50.12 万台,几乎是 1999 年的 100 倍。发达国家的情况也是如此,2018 年日本、德国的工业机器人销量分别同比增加 21%、26%,均创历史新高,韩国的工业机器人安装量自 2013 年以来年均增长 12%,美国也连续 8 年保持增长。毫无疑问,工业机器人作为智能化和自动化时代的重要发明将会影响经济系统的各个方面,而相比于其产生的重要影响,既有文献对于工业机器人是如何影响宏观经济的研究并不充分,正如诺贝尔经济学奖得主 Solow(1987)所言,“在计算

[收稿日期] 2020-04-23

[基金项目] 国家社会科学基金重大项目“中国参与多边贸易体制改革的方案设计与谈判策略研究”(批准号 19ZDA064); 国家社会科学基金青年项目“我国经济持续稳定发展的投资—储蓄—增长机制研究”(批准号 18CJL013); 中央高校基本科研业务项目“新时代中国特色社会主义经济建设实践与理论”(批准号 63185009)。

[作者简介] 杨光,南开大学中国特色社会主义经济建设协同创新中心、南开大学经济学院副教授,经济学博士; 侯钰,南开大学经济学院交流生,延边大学经济管理学院硕士研究生。通讯作者:杨光,电子邮箱: yangg@nankai.edu.cn。感谢匿名评审专家和编辑部的宝贵意见,当然文责自负。

机时代,计算机的影响随处可见,但是生产率的统计除外”。以 Solow 的这个判断来描述既有文献对于工业机器人的研究也是合适的,其原因主要有两点:一是数据相对缺失,由于工业机器人的使用并未被纳入传统的经济统计之中,要分析工业机器人对宏观经济的影响,则需要专门的工业机器人统计数据进行配合;二是如何将工业机器人纳入既有的生产函数一直是宏观经济学家的努力方向。Zeira(1998)首先提出了任务模型(Task Model),在此基础上 Acemoglu and Restrepo(2016,2018a)等做了进一步拓展。然而,目前的任务模型在技术内生性方面的研究并不完善,仍无法清晰地描述机器人如何影响全要素生产率(Total Factor Productivity,TFP),进而影响经济增长。

本文研究的核心问题是工业机器人的使用是如何影响经济增长的,尤其是通过 TFP 的传导机制。本文的研究主要集中在两个层面:一是在理论研究上,将工业机器人的定价行为引入传统的任务模型之中,将工业机器人的价格内生性,这既丰富了对于任务模型的讨论,又可以描述在机器人和劳动力的生产效率都不发生改变的条件下,企业有可能越来越偏向使用机器人进行生产。例如,如果工业机器人的生产存在规模效应,即使开始时只有很少的部门选择使用工业机器人,但随着这些部门规模的扩大,工业机器人的价格会逐步下降,其他部门也会逐步选择工业机器人进行生产,这样就会促进 TFP 和产出的增长。二是在实证分析上,对上述理论机制进行了计量检验,具体来说,本文将 IFR 发布的工业机器人数据与最新的佩恩表(Penn World Table, PWT)相匹配,得到 1993—2017 年 72 个国家的相关数据。实证结果不仅证实了工业机器人的使用会促进经济增长,还发现 TFP 是这两者之间解释力最强的一个传导机制。即使在考虑样本自选择效应和内生性问题之后,上述结论仍然稳健存在。

本文的理论意义是通过模型分析描述了从工业机器人的使用到 TFP,进而再影响经济增长的过程,这拓展了关于工业机器人使用就是单纯替代劳动的传统认知。另外,本文的研究也具有一定的现实意义,为各国尤其是发展中国家制定发展工业机器人的产业政策提供了抓手,支持工业机器人产业的发展就要想方设法降低工业机器人的制造成本,使各个生产部门主动选择使用工业机器人进行生产,那么,TFP 和经济增长的提高都会相应实现。因此,支持工业机器人产业也成为了各国制定相关政策的发展趋势。例如,2009 年美国推出的“再工业化战略”主要是以工业机器人为依托发展高端制造业,德国推出的“工业 4.0”计划则鼓励发展智能机器人替代劳动力,日本发布的《制造业白皮书》也强调要大力发展机器人产业。2013 年,工业与信息化部发布的《关于推进工业机器人产业发展的指导意见》明确指出,工业机器人代表未来智能装备的发展方向。

根据上述研究思路,本文的实证结果发现:①工业机器人的使用确实可以促进经济增长。②在不同国家的不同发展阶段,工业机器人的作用具有异质性,例如,随着人口红利阶段的后移,工业机器人促进经济增长的作用越来越显著。在国别方面,对“金砖四国”、欧盟以及 OECD 国家分组回归,结果表明工业机器人对发展中国家和发达国家的推动作用存在差异性。③按照工业机器人的行业和用途分组回归,结果发现大多数分组回归的结果都支持本文的相关结论。④中介效应的结果说明,TFP 确实是工业机器人影响经济增长的传导机制,并且解释力最大,不仅超过了资本的传导机制,也超过了工业机器人对经济增长的直接推动作用。⑤通过倾向得分匹配—双重差分法(PSM-DID)剔除了样本的自选择效应,说明即使消除了不同国家之间的显著差异,工业机器人对 TFP 的促进作用仍然存在。⑥将其他国家的工业机器人使用情况作为工具变量以解决内生性问题,结果仍然是可信的。⑦使用 2006 年轻型工业机器人的出现作为技术冲击,不仅更好地处理了内生性问题,还发现轻型工业机器人的普及和使用对发展中国家来说更多的是机会。

与既有文献相比,本文的创新之处可以概括为以下三点:一是在理论层面上拓展了 Acemoglu

and Restrepo (2016,2018a)的任务模型,即将工业机器人制造商的定价行为引入传统的任务模型,能够将各部门是否采用工业机器人进行生产的选择内生化的,进而发现 TFP 也是内生于此的。这在理论上描述了 TFP 是工业机器人影响经济增长的重要传导机制。二是在实证层面上有一定的数据创新,将工业机器人数据与最新的 PWT 数据库进行了匹配,共得到 72 个国家或地区的面板数据,涵盖了几乎所有使用工业机器人的重要国家。三是在研究结论上,证实了工业机器人的使用会促进各国的经济增长,还发现 TFP 作为重要的传导机制解释力较大,并且在剔除样本自选择效应后,这一传导机制仍然存在。这些都是本文在现有文献基础上的新发现。

本文其余部分安排如下:第二部分是文献综述,介绍相关的既有文献;第三部分是理论模型,将工业机器人制造商的定价行为引入传统的任务模型,使得 TFP 内生化的,进而在理论上说明 TFP 是工业机器人促进经济增长的传导机制;第四部分是数据说明与计量模型的设定;第五部分是实证分析,除了基准回归以外还介绍了分组回归和中介效应的结果,以及如何使用 PSM-DID 和工具变量法排除了样本的自选择效应和内生性问题;第六部分是结论与政策启示。

二、文献综述

本文的研究与以下三类文献密切相关:一是任务模型的提出和发展,该模型不但是本文理论模型的基础,也是将机器人、自动化以及人工智能等新兴生产方式引入宏观经济学模型的方法;二是从实证方面研究机器人使用对于经济增长的影响;三是机器人的使用对劳动力市场的影响。

任务模型将工业机器人、自动化以及人工智能等因素引入了生产函数,从而使得宏观经济学家可以分析这些革命性的生产方式带来的深远影响。Zeira(1998)是任务模型的开创者之一,其将机器人的使用引入理论模型用于分析经济增长,而 Acemoglu and Restrepo (2017,2018a,2019)重点发展了任务模型,具体描述了人工智能对于劳动力的替代过程,进而研究了人工智能或者自动化技术对偏向技术替代的影响,例如,自动化技术对熟练劳动者和非熟练劳动者的不平衡影响(Acemoglu and Restrepo, 2018b,2020a)。但是 Acemoglu 的系列研究并没有将机器人的定价过程模型化,也就无法描述影响企业是否选择使用工业机器人进行生产的关键因素,因而没有真正地将 TFP 内生化的并描述新兴技术对 TFP 的偏向影响。除了 Acemoglu and Restrepo (2017,2018a,2019)外,任务模型还有其他发展,例如,Aghion et al.(2017)试图将鲍莫尔的“成本病”(Cost Disease)思想引入 Zeira (1998)的任务模型,结果发现增长缓慢的部门在经济中越来越重要,而机器人、自动化和人工智能在一定程度上可以缓解这一矛盾。当然除了任务模型之外,还存在其他形式的模型将机器人、自动化和人工智能等新兴生产方式引入宏观经济的分析之中(Berg et al.,2018)。

以任务模型为代表的理论模型大多认为工业机器人、自动化与人工智能等新兴生产方式在合意条件下是促进经济增长的,这一点也得到了相关实证分析的证实,只是这类证据多来自发达国家,而发展中国家由于数据缺失以及其他原因造成相关结论较少出现。例如,Graetz and Michaels (2018)使用 1993—2007 年的行业面板数据研究发现,工业机器人、自动化与人工智能等新兴生产方式使得经济增长速度提高了 0.37%,只是其数据涵盖的 17 个国家中多数都是发达国家。Kromann et al. (2011)的研究更进一步,认为这些新兴的生产方式除了可以促进经济增长外,无论是长期还是短期都能促进 TFP 的提高,并且运用计量方法发现,如果一国的自动化程度可以提高到样本中自动化程度最高的水平,那么,样本中国家的制造业 TFP 将提高 8%—22%。在微观数据层面,Bryjolfsson and Hitt(2003)也提供了相应的证据,其对 527 家美国公司 8 年的股票数据进行实证分析,结果发现计算机化在长期或者短期都会对 TFP 会产生正向影响。然而,这些研究尚未在理

论和实证上证实 TFP 是工业机器人影响经济增长的重要传导机制。

部分经济学家关注新兴生产方式的负面作用,例如,Gasteiger and Prettnner (2017)、黄旭和董志强 (2019) 通过世代交叠模型进行理论分析,都认为这些生产方式可能导致经济停滞,只是 Gasteiger and Prettnner(2017)认为机器人与劳动力竞争会压低工资率,进而减少了劳动者的收入和储蓄、减少社会的总投资,最终会阻碍经济增长。而黄旭和董志强(2019)认为如果政府不控制使用机器人部门的规模,资本将会大量向那些部门流动并引发收入不平等,进而导致经济停滞。Acemoglu and Restrepo(2018c)也指出,新任务应该和新技术匹配,新技术需要新的教育,如果教育体系没有随之发展,这会造成新技术所需技能和劳动者拥有技能的不匹配,阻碍 TFP 的提升。

部分研究认为劳动力与机器人之间的关系最终会影响经济增长。一部分研究认为人与机器人之间存在替代关系,虽然机器人也会带来新的就业或者劳动力需求,但是在一定条件下替代效应会起到主导作用,例如,Acemoglu and Restrepo(2018c,2020b)将其称之为人与机器的“竞赛”。Hanson (2001)较早地使用新古典经济增长模型对其进行分析,认为智能机器人可能会创造新的工作,但是最终机器对人的替代效应会占据主导作用,因为相比之下机器的效率更高。类似的研究还有 Acemoglu and Restrepo (2016)、Autor (2015)、Gregory et al.(2016) 等,Acemoglu and Restrepo (2016)认为即使机器人替代低技能劳动力,但随之出现的新任务会抵消一部分这种影响,在长期内甚至会提高低技能劳动力的工资;Gregory et al.(2016) 通过对欧盟的实证研究发现机器技术变革确实会产生巨大的替代作用,但工业机器人通过增加产品需求创造了新的就业机会超过其对劳动力的替代效应,最终有可能促进就业净增长;而 Autor (2015)认为很难确定自动化对劳动力的替代作用与互补作用(自动化产生的新工作)哪个影响更大;许军和董冰冰(2015)也认为机器代替人是工业化的必然结果,但是这个过程意味着大量的工人失去原来的工作岗位,最终可能会造成经济的“未升先衰”,因此,需要审慎对待。总体来说,这类研究都认为机器人对劳动者的替代作用更大。另外,也有文献研究机器人与劳动者之间的互补效应,例如,Abeliansky and Prettnner(2017)经过理论和实证分析认为,人口增长率较低的国家会率先采用和发明新的自动化技术,以克服人口增长下降对经济产生的负面影响。陈彦斌等(2019)、林晨等(2020)都论证了在老龄化时代人工智能对经济增长和资本结构的改善都具有非常重要的意义。邓洲(2016)、吕洁等(2017)同样强调了工业机器人和劳动力之间的互补关系。杜传文等(2018)研究发现,机器人与低技能劳动者之间是替代关系,与高技能劳动者之间是互补关系。也有研究认为自动化对中间技能人才的替代最为严重,但是却会增加高技能人才与低技能就业人才的就业机会,从而产生就业极化的现象 (Goos et al.,2019; Michaels et al.,2014)。

替代效应与互补效应哪个将会成为主导力量,关键看工业机器人对于现有岗位的代替程度。Arntz et al.(2016)认为机器人难以完全代替人力,受到机器人威胁的岗位大约只有 1/10。而 Frey and Osborne(2017)、David(2017)则认为现有岗位中接近 1/2 将会被自动化。除了就业之外,机器人还会影响劳动力市场上的均衡工资,例如,Acemoglu and Restrepo(2018a)指出现行税收体系更偏向对资本的补贴而不是劳动,最终均衡工资会高于劳动的社会机会成本,从而使得自动化技术被过度引进,这会造成资本与劳动的错配进而导致效率的损失。如果机器人影响了劳动力市场上的就业和工资,那么,也会影响国民收入中的劳动收入份额。曹静和周亚林(2018)除了分析人工智能对 TFP 和经济增长的促进作用以外,还专门讨论了人工智能对劳动力市场的影响,以及是否会引发收入不平等的加剧等。郭凯明(2019)则认为人工智能的发展对劳动收入份额的影响是不确定的,关键要考虑产业部门在人工智能的产出弹性与人工智能和传统生产方式的替代弹性之间的差别,陈永

伟(2018)对这些方面进行了详细的讨论和总结。

总之,经济学家关于机器人对劳动力市场乃至对宏观经济的影响已经做出了详细的讨论,但是以上研究至少在两个方面仍存在局限性:一是在任务模型中,关于机器人价格方面的设定是外生的,因此,也就无法真正讨论企业的技术选择;二是既有实证分析中讨论过机器人对于经济增长和TFP的影响,但是没有明确提出TFP是机器人影响经济增长的传导机制。

三、理论模型

本文在Acemoglu and Restrepo(2018a)提出的任务模型的基础上,引入工业机器人的定价行为,分析了即使在工业机器人和劳动力的生产效率都不变的情况下,也有可能出现机器人使用越来越多、TFP越来越高的情形。这意味着本文的模型将工业机器人影响经济增长的路径描述得更加清晰,发现了TFP这个中介机制,同时将传统的任务模型进行了内生化的。

基于Acemoglu and Restrepo(2018a)构造的模型框架,整个经济由各种不同的任务(行业)组成,并且所有任务 x 都属于 $[N-1, N]$ 的区间构成一个连续统,这样即使经济系统中增加新任务,也不会影响区间的长度。假定每种任务 x 的生产函数都是柯布—道格拉斯(Cobb—Douglas)形式,那么总产出等于所有任务产出的总和,即:

$$\ln Y = \int_{N-1}^N \ln y(x) dx \quad (1)$$

其中, Y 代表总产出, $y(x)$ 代表每个任务的产出,任务区间为 $[N-1, N]$ 。对于完成任务 x 的每个企业来说,需要做出选择:使用工业机器人进行生产还是使用劳动力进行生产。为了方便起见,本文将使用工业机器人生产的任务 x 都放入区间 $[N-1, I]$,而使用劳动力生产的任务 x 都放入区间 $[I, N]$ 。那么,每个任务的生产函数都可以用如下方程描述:

$$y(x) = \begin{cases} \gamma_m(x)k(x)^\alpha m(x)^{1-\alpha} & \text{if } x \in [N-1, I] \\ \gamma_L(x)k(x)^\alpha l(x)^{1-\alpha} & \text{if } x \in [I, N] \end{cases} \quad (2)$$

其中, k 表示资本存量的使用量, l 表示劳动力的使用量, m 表示机器人的使用量, γ_m 和 γ_L 分别对应使用机器人生产和使用劳动力生产的生产效率,一般来说, $\gamma_m > \gamma_L$ 。

根据 $\ln Y$ 的表达式,可以得出整体的生产函数为:

$$Y = AK^\alpha \left(\frac{M}{I-N+1}\right)^{(1-\alpha)(I-N+1)} \left(\frac{L}{N-I}\right)^{(1-\alpha)(N-I)} \quad (3)$$

其中, $A = \exp\left(\int_{N-1}^I (\ln \gamma_m(x)) dx + \int_I^N (\ln \gamma_L(x)) dx\right)$,即各个部门加总的技术水平,一般来说, $A \left(\frac{1}{I-N+1}\right)^{(1-\alpha)(I-N+1)} \left(\frac{1}{N-I}\right)^{(1-\alpha)(N-I)}$ 可被视为TFP^①。从TFP的表达式可以发现,TFP内生于使用机器人进行生产的比例。因此,本文提出:

命题1:越多的任务被机器人生产,那么TFP也就越高,其他条件不变时,产出也就越高。

从式(3)中可以发现,如果 $\gamma_m > \gamma_L$ 的假设成立,那么如果越多的任务被机器人生产,即使使用劳动力的生产效率 γ_L 和使用机器人的生产效率 γ_m 都保持不变,TFP也会提升,即 $\partial A / \partial I > 0$ 。其他条件不变时, $\partial Y / \partial A > 0$,宏观经济的产出也就越高。

$$\ln Y = (\ln A - (1-\alpha)(I-N+1)\ln(I-N+1) - \alpha(N-I)\ln(N-I))$$

① 推导过程详见《中国工业经济》网站(<http://www.ciejournal.org>)附件。

$$+\alpha \ln K+(1-\alpha)(I-N+1) \ln M+\alpha(N-I) \ln L \quad (4)$$

通过式(4)可以发现,经济增长的源泉大体上有四种:资本、劳动、工业机器人和TFP。其中根据命题1,可知采用工业机器人进行生产的部门越多则TFP越高。因此,TFP是工业机器人影响产出的重要传导机制,当然,不排除其他生产要素也是传导机制。后文的实证分析也是按照这个思路展开的。另外,还可以将(4)式对应的结果进行动态化,即将经济增长率($g_t=\ln Y_t-\ln Y_{t-1}$)分解为: $\alpha(\ln K_t-\ln K_{t-1})、(1-\alpha)(I_t-N+1) \ln M_t-(1-\alpha)(I_{t-1}-N+1) \ln M_{t-1}、\alpha(N-I_t) \ln L_t-\alpha(N-I_{t-1}) \ln L_{t-1}$,以及 $(\ln A_t-(1-\alpha)(I_t-N+1) \ln(I_t-N+1)-\alpha(N-I_t) \ln(N-I_t))-(\ln A_{t-1}-(1-\alpha)(I_{t-1}-N+1) \ln(I_{t-1}-N+1)-\alpha(N-I_{t-1}) \ln(N-I_{t-1}))$,分别是资本、机器人数量、劳动力以及TFP的变化。

企业选择使用机器人生产还是劳动生产的关键在于这两种形式对应的成本,企业通常会选择成本较小的生产形式。根据柯布—道格拉斯生产函数,使用这两种形式进行生产的平均成本(也是边际成本)可表示为:

$$c(x)=\begin{cases} \frac{1}{\gamma_m(x)}\left(\frac{R}{\alpha}\right)^\alpha\left(\frac{P_m}{1-\alpha}\right)^{1-\alpha} & \text{if } x \in [N-1, I] \\ \frac{1}{\gamma_l(x)}\left(\frac{R}{\alpha}\right)^\alpha\left(\frac{W}{1-\alpha}\right)^{1-\alpha} & \text{if } x \in [I, N] \end{cases} \quad (5)$$

其中, c 表示平均成本, R 表示资本的利息, W 表示劳动力的工资, P_m 表示购买机器人的价格。可以发现,在其他要素价格、TFP水平和产出弹性给定的条件下,企业是否选择使用机器人进行生产,与其购买机器人的价格 P_m 直接相关。为了描述购买机器人的价格 P_m ,本文引进机器人的生产商,按照Aghion and Howitt(1998)关于中间品定价的描述,机器人的生产商对于机器人的定价行为应该满足其利润最大化的目标,即:

$$\max \pi=(P_m-c_m) X_m \quad (6)$$

其中, c_m 表示生产机器人的平均成本, X_m 表示机器人的需求量。如果机器人生产商的定价行为满足边际生产力定价规律,那么 $P_m=(1-\alpha) \gamma_m k^\alpha m^{-\alpha}$,当市场出清时,机器人的需求和供给相等,即 $X_m=m$,可以求出 $X_m=k\left(\frac{(1-\alpha) \gamma_m}{P_m}\right)^{1/\alpha}$ 。结合(6)式和机器人需求量的表达式可以发现,只要确定了机器人价格就能够求出最大化利润,但这仍然需要的一个前提是机器人的生产成本 c_m 是外生给定的。本文认为这个假设是合理的,因为对于求解利润最大化的过程,实际上就是确定最优价格的过程,无论是机器人的价格还是相关机器人需求量都与机器人的生产成本无关。另外,Aghion and Howitt(1998)也是将中间品的生产成本视为外生的,因此,本文将其视为外生变量是合适的。

由此,机器人生产商的利润最大化函数为:

$$\max \pi=(P_m-c_m) k\left(\frac{(1-\alpha) \gamma_m}{P_m}\right)^{\frac{1}{\alpha}} \quad (7)$$

求解式(7),可以得到机器人生产商对于机器人的最优定价为:

$$P_m=\frac{c_m}{1-\alpha} \quad (8)$$

将使用机器人进行生产的成本和使用劳动力进行生产的成本进行对比,可以发现企业决定是否采用机器人进行生产的表达式为:

$$c_m \leq \left(\frac{\gamma_m}{\gamma_L} \right)^{\frac{1}{1-\alpha}} (1-\alpha)W \quad (9)$$

式(9)描述了企业选择工业机器人进行生产的临界条件,可以发现关键因素是工业机器人的生产成本。如果该成本发生了动态变化,那么企业的选择也会随之改变。因此,本文提出:

命题 2:即使使用劳动力的生产效率 γ_L 和使用机器人的生产效率 γ_m 都保持不变,只要机器人的成本出现下降(例如,机器人的生产存在规模经济),也会有更多的任务被选择使用机器人进行生产。

通过式(9)可以发现,不等号右边的符号全是和机器人成本无关的参数,如果生产机器人的部门存在规模效应,那么,生产机器人的平均成本就会越来越低,自然就更容易满足上述不等式,结果就会有更多的任务被机器人生产,即 $\partial I / \partial c_m < 0$ ^①。

结合命题 1 和命题 2 可以发现,即使开始时只有一种任务被机器人生产,随着生产规模扩大,机器人的生产成本由于规模经济出现下降,那么,其他任务也会陆续选择使用机器人进行生产,这是机器人影响经济增长的变化路径。在这一过程中,TFP 也会随之发生变化,即 $\partial A / \partial c_m < 0$ ^②。因此,机器人对于经济增长的影响具有两重作用,不仅体现在对劳动力的替代上,还体现在对 TFP 的影响上,结合命题 1 可以推断,TFP 是工业机器人影响经济增长的重要传导机制。

四、数据说明及计量模型设定

1. 数据来源与描述性统计

本文所使用的数据主要来源于两部分:一是国际机器人联合会发布的 2019 年世界工业机器人数据库。该数据库包含了 75 个国家或地区 1993—2018 年符合 ISO 标准的工业机器人的总体数量,以及按照行业和用途分类的数量,是目前研究工业机器人最权威的国别维度的数据库。二是 PWT 数据库,包含了各个国家或者地区的总产出及其组成、价格水平、要素使用量、技术水平等宏观经济方面的信息。通过国家名称和年份的匹配,可以得到 72 个国家或地区 1993—2017 年的非平衡面板数据。各变量的描述性统计如表 1 所示。

根据研究设计,本文的主要解释变量为 2019 年世界工业机器人数据库中工业机器人的存量数量,该数据可以按照行业进行分类:农林渔业、采矿业、制造业、水电气供给业、教育业、建筑业、其他建筑业分支以及无法分类的机器人。为了分类标准的统一,本文把无法明确分类的机器人从总数中剔除,得到更具有代表性的机器人使用数。本文使用的数据是工业机器人存量总数减去无法分类的机器人之后剩下的机器人存量总数(*robsu*)。为了衡量各国经济增长的水平并进行跨国比较,本文的被解释变量选取的是 PWT 中各个国家或地区以当前购买力平价计算的实际 GDP(*y*)。在控制变量方面,根据柯布—道格拉斯形式的生产函数,本文的主要控制变量是各个国家或地区投入生产的资本和劳动力人口。为了跟总产出选用的指标相对应,本文选择 PWT 中以现价衡量的资本存量作为资本(*k*)的代理指标,选择就业人数总量作为劳动力(*l*)的代理指标。除此之外,本文也选择了一些其他指标作为控制变量,例如,家庭消费(*pl_c*)、资本形成(*pl_i*)、政府消费(*pl_g*)、出口(*pl_x*)的价格水平以及 R&D 占 GDP 的比例(*rd*),这些指标主要是为了规避国际资本流动与国内价格水平对经济总产出的影响,而对高收入经济体的商品出口份额(*lneth*)则在一定程度上控制了制造业发展水

① 推导过程详见《中国工业经济》网站(<http://www.ciejournal.org>)附件。

② 推导过程详见《中国工业经济》网站(<http://www.ciejournal.org>)附件。

表 1 各变量的描述性统计

变量名称	变量含义	观测值	平均数	标准差	最小值	最大值
lny	GDP 对数(百万美元)	9985	10.2204	2.2598	2.9171	16.7019
lnk	资本存量对数(百万美元)	9959	10.9792	2.5511	2.5705	18.4775
lnl	聘用人数对数(百万)	8841	0.9466	1.9146	-6.7422	6.6753
lnrobsu	机器人对数(台)	983	6.5753	3.1982	0.0000	12.9311
lnctfp	TFP 对数	6006	-0.4285	0.4416	-3.8180	1.2843
pl_c	家庭消费价格水平	9985	0.3918	0.2803	0.0172	3.9868
pl_i	资本形成价格水平	9985	0.4863	0.9565	0.0124	35.6541
pl_g	政府消费价格水平	9985	0.3689	0.3472	0.0105	2.3673
pl_x	出口价格水平	9985	0.4364	0.2119	0.0079	2.2714
rd	R&D 占 GDP 比例(%)	1779	0.9579	0.9463	0.0054	4.5761
lneth	对高收入经济体的商品出口占出口额的比重(%)	1708	4.2285	0.3540	0.9995	4.5875
pop	人口数量(百万人)	9985	30.7368	114.5698	0.0044	1409.5170
xr	汇率(美元)	9985	244.6258	1341.1730	0.0000	33226.3000
irr	资本收益率(%)	7587	0.1355	0.1003	0.0100	1.0603
avh	年平均工作时数(小时)	3373	1984.1000	272.8800	1353.8870	2910.7350

平的影响。

2. 计量模型的设定

针对本文研究的核心问题:机器人使用是如何促进经济增长的,设定如下形式的计量模型:

$$\ln y_{it} = \beta_0 + \beta_1 \ln robsu_{it} + \beta_2 \ln k_{it} + \beta_3 \ln l_{it} + \sum_i \beta_i X_i + \gamma_i + \lambda_t + \varepsilon_{it} \quad (11)$$

其中, i 表示国家或地区, t 表示年份。 $\ln y_{it}$ 表示国家或地区 i 在 t 年的经济总量, $\ln robsu_{it}$ 表示国家或地区 i 在 t 年的工业机器人使用量, $\ln k_{it}$ 和 $\ln l_{it}$ 分别表示国家或地区 i 在 t 年的资本存量和就业总人数。 X_i 表示其他控制变量,具体包括了各种物价指数、R&D 占 GDP 的比例以及对高收入经济体的出口份额等,分别控制了价格因素、研发因素和出口因素,这些变量与之前的资本存量和劳动力供给量一起控制了其他因素对于经济增长的影响。 γ_i 和 λ_t 分别表示国家或地区以及年份固定效应,以控制其他可能影响 GDP 的变量和时间趋势, ε_{it} 表示模型估计的残差,并且将残差聚类到国家或者地区级别。另外,各变量均取对数以消除异方差现象。本文重点关注的是 $\ln robsu$ 的估计系数 β_1 , $\ln robsu$ 的数值越大表示国家或地区工业机器人使用量越多,根据本文的理论,本文预估 β_1 的符号显著为正,这说明工业机器人使用对一国的产出有显著的正向推动作用。

五、实证结果与分析

本文的实证结果可以分为五个部分:一是基准结果,主要包括各国工业机器人的使用对总产出的回归、对典型子样本以及在人口红利不同历史阶段的回归;二是按照工业机器人的分布行业、使用用途分类以及上下游作用,进行分组回归;三是中介效应分析,说明 TFP 的提升是工业机器人影响经济增长的最重要的传导机制;四是通过 PSM-DID 的方法剔除样本自选择效应;五是运用其他国家的工业机器人数量和轻型工业机器人的出现作为工具变量,解决了内生性问题。

1. 基准回归

按照之前计量模型的设定,本文得到的基准回归结果如表 2 所示。其中第(1)—(3)列表示没有加入国家和年份固定效应的回归结果,第(4)—(6)列表示加入国家和年份固定效应的回归结果。第(1)、(4)列表示按照柯布—道格拉斯生产函数加入控制变量而不加入机器人使用数量时的回归结果;第(2)、(5)列表示仅工业机器人的使用量对总产出的回归结果;第(3)、(6)列表示按照本文设定的计量方程进行回归的结果。基准回归的结论可以总结为,工业机器人的使用对产出的回归系数均十分显著且符号方向为正,这说明工业机器人的使用确实提高了总产出。

表 2 基准回归:机器人使用与经济增长

变量	(1) lny	(2) lny	(3) lny	(4) lny	(5) lny	(6) lny
lnrobsu		0.3147*** (0.0103)	0.0129** (0.0058)		0.0848*** (0.0112)	0.0689*** (0.0103)
lnk	0.6415*** (0.0146)		0.6215*** (0.0207)	0.3097*** (0.0685)		0.3003*** (0.0647)
lnl	0.3299*** (0.0137)		0.3312*** (0.0174)	0.5323*** (0.1115)		0.4425*** (0.1347)
pl_c	0.0910 (0.0817)		-0.2040** (0.0992)	-0.2820 (0.1875)		-0.5932*** (0.1434)
pl_i	0.0641** (0.0252)		-0.0242 (0.0784)	0.0314 (0.0299)		0.2199** (0.1075)
pl_g	0.1747*** (0.0519)		0.3042*** (0.0542)	0.0274 (0.1180)		0.2320** (0.1112)
pl_x	-0.4008*** (0.0976)		-0.6072*** (0.1320)	1.1876* (0.5978)		0.4674 (0.3369)
rd	-0.0016 (0.0110)		0.0059 (0.0126)	-0.0791** (0.0367)		-0.0340 (0.0265)
lneth	0.0365 (0.0236)		-0.0163 (0.0414)	0.2040* (0.1074)		0.3339*** (0.0785)
个体固定效应	否	否	否	是	是	是
年份固定效应	否	否	否	是	是	是
N	1221	983	807	1221	983	807
R ²	0.9693	0.4885	0.9759	0.9953	0.9963	0.9982

注:***、**、*分别表示 1%、5%、10%的显著性水平;括号中数据表示标准误。以下各表同。

2. 拓展分析 I: 分组回归

为了反映国别即截面维度的差异性,本文选取“金砖”四国、欧盟以及 OECD 国家的分组进行对比,原因是“金砖”四国,即中国、印度、巴西和俄罗斯是世界上重要的发展中国家,欧盟各国则是高度发达的经济体。结果发现,工业机器人的使用对各组国家的产出都具有一定的推动作用,同时也发现由于金砖国家中存在大量剩余劳动力,其产出可能是由供给与需求双重影响决定,因此在“金砖”四国的回归结果中,劳动力供给的回归系数对应的显著性并不高。而在欧盟和 OECD 较为成熟的经济体中,工业机器人的使用与资本和劳动力投入的系数都是非常显著的,并且这三者之和约等于 1,说明其非常接近规模报酬不变的发展状态。

表 3 “金砖”四国、欧盟以及 OECD 国家的回归结果

变量	BRIC lny	BRIC lny	Euro lny	Euro lny	OECD lny	OECD lny
lnrobsu	0.0527** (0.0098)	0.0858*** (0.0137)	0.0528*** (0.0125)	0.0425*** (0.0122)	0.0580*** (0.0147)	0.0373*** (0.0083)
lnk		0.3738*** (0.0452)		0.4819*** (0.0965)		0.4115*** (0.0711)
lnl		0.5242 (0.4227)		0.4950** (0.2168)		0.6444*** (0.1557)
控制变量	否	是	否	是	否	是
个体固定效应	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
N	52	46	397	374	564	501
R ²	0.9920	0.9996	0.9976	0.9989	0.9976	0.9992

由于工业机器人的使用对劳动力形成的替代作用在人口红利的不同阶段会造成不同的影响,为了反映在发展阶段或时间维度上的差异性,本文选取各国所处人口红利的不同阶段进行分组回归。根据世界银行公布的世界发展指标(World Development Indicators),其将人口红利阶段划分为前人口红利时期、人口红利早期、人口红利晚期和后人口红利时期,并给出了各个国家各年份对应所处的阶段。本文根据其给出的结果进行分组回归,结果如表 4 所示。由于在研究样本期间(1993—2017 年),没有国家处于前人口红利阶段,本文在此不做描述。可以发现,在人口红利早期,工业机器人数量对应的回归系数在加入控制变量后并不显著,这说明该时期工业机器人的使用与劳动力存在一定的竞争关系,而在人口红利晚期和后人口红利时期,机器人的使用对总产出的推动作用越来越显著,并且在后人口红利时期的显著性要比人口红利晚期还要高,这说明随着人口红利的消失,工业机器人的作用越来越重要。

表 4 按人口红利阶段的分组回归结果

变量	人口红利早期		人口红利晚期		后人口红利	
	lny	lny	lny	lny	lny	lny
lnrobsu	0.1629** (0.0665)	0.0525 (0.0333)	0.0763** (0.0309)	0.0768* (0.0427)	0.0467*** (0.0158)	0.0381*** (0.0101)
控制变量	否	是	否	是	否	是
个体固定效应	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
N	134	99	253	216	487	432
R ²	0.9714	0.9960	0.9973	0.9978	0.9979	0.9992

3. 拓展分析 II:工业机器人在行业、用途以及上下游拉动效果方面的异质性

通过分析工业机器人在各行业之间的分布,可以发现制造业的工业机器人数量比重较大,因此,本文对制造业机器人的细分类别进行分组回归。具体来说,制造业机器人的具体行业可分为食品和饮料业,纺织品业,木材和家具业,造纸业,塑料和化工产品业,药品与化妆品业,其他化工产品,橡塑制品(非汽车用)业,其他化学产品,玻璃、陶瓷、石材、矿物制品(非汽车用)业,金属业,电气

电子业,汽车制造业,其他汽车业,其他交通工具以及其他制造部门 16 个子类别,本文将每个类别的机器人存量总数的对数作为解释变量,分别对经济总产出进行回归。表 5 的 Panel A 列举了 16 个行业中部分行业的回归结果。从结果可以看出,大部分类别的工业机器人都对经济产出具有正向促进作用,且相对来说,汽车生产、塑料化工等行业的回归系数较大。^①

除了按照行业进行分组,工业机器人还可以按照用途分为以下七个类别:搬运及机器操作、焊接、分配、加工、拆装、其他用途以及未分类的机器人。本文根据用途分组,除未分类的机器人外,分别对总产出进行回归,结果如表 5 的 Panel B 所示。从回归结果可以看出,六组机器人都对总产出起着显著的推动作用。其中,对产出影响最大的是焊接类型的机器人,其次是搬运与机器操作型机器人,这说明利用工业机器人代替人力进行焊接和搬运与机器操作等工作时,在一定程度上解决了这些工作类型单调重复的问题以及劳动强度过大的问题,同时也降低了技术门槛,从而提高了总产出。

表 5 按照行业和用途的分组回归结果

Panel A: 按照行业分类的回归结果						
类别	食品和饮料业	纺织品类	木材和家具业	造纸业	塑料和化工产品业	药品与化妆品业
	lny	lny	lny	lny	lny	lny
<i>lnrobsu</i>	0.0348*** (0.0095)	0.0116** (0.0051)	0.0178*** (0.0065)	0.0022 (0.0056)	0.0363*** (0.0110)	0.0286*** (0.0074)
控制变量	是	是	是	是	是	是
个体固定效应	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
N	631	370	481	397	735	447
R ²	0.9987	0.9995	0.9992	0.9991	0.9981	0.9985
Panel B: 按照用途分类的回归结果						
类别	搬运与机器操作	焊接	分配	加工	拆装	其他
	lny	lny	lny	lny	lny	lny
<i>lnrobsu</i>	0.0542*** (0.0113)	0.0549*** (0.0096)	0.0257*** (0.0074)	0.0297*** (0.0055)	0.0207*** (0.0064)	0.0348*** (0.0114)
控制变量	是	是	是	是	是	是
个体固定效应	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
N	833	767	619	619	594	626
R ²	0.9982	0.9982	0.9986	0.9989	0.9990	0.9982

除了按照行业和用途分类,本文还将工业机器人的行业分类与世界投入产出表(WIOD)的部门进行匹配,得到每个部门的机器人使用数量,根据 Acemoglu et al.(2016)的方法可以计算出每个部门使用工业机器人对于上下游的拉动作用,再将上下游的拉动作用分别作为解释变量,通过回归分析发现其对于宏观经济增长的影响差异。表 6 的回归结果显示,对于多数部门来说,工业机器人通

^① 具体结果详见《中国工业经济》网站(<http://www.ciejjournal.org>)附件。

过上下游的拉动效应对于宏观经济增长产生推动作用。其中,建筑部门和其他非金属矿产品制造部门的回归系数较大,这和表5的回归结果可以互相印证。

表6 各部门的上下游效应对经济增长的拉动效果

Panel A: 各部门的回归结果 I						
类别	采矿和采石业	食品、饮料和烟草制品的制造业	纺织品、服装和皮革制品的制造业	橡塑制品制造业	其他非金属矿产品制造业	基本金属的制造业
	lny	lny	lny	lny	lny	lny
下游效应系数	0.0196** (0.0092)	0.0176* (0.0092)	0.0023** (0.0009)	0.0216*** (0.0077)	0.0341*** (0.0096)	0.0175*** (0.0059)
上游效应系数	0.0261*** (0.0094)	0.0257*** (0.0090)	0.0287** (0.0108)	0.0148 (0.0106)	0.0332*** (0.0091)	0.0266*** (0.0089)
控制变量	是	是	是	是	是	是
个体固定效应	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是

Panel B: 各部门的回归结果 II						
类别	制造金属制品(机械和设备除外)	汽车、挂车和半挂车的制造	电力、燃气、蒸汽和空调供应	污水处理、废物收集等	建筑	教育类
	lny	lny	lny	lny	lny	lny
下游效应系数	0.0232*** (0.0071)	0.0178*** (0.0054)	0.0294*** (0.0100)	0.0259*** (0.0074)	0.0331*** (0.0075)	0.0288*** (0.0069)
上游效应系数	0.0212** (0.0087)	0.0261*** (0.0066)	0.0239*** (0.0088)	0.0222** (0.0097)	0.0323*** (0.0097)	0.0323*** (0.0085)
控制变量	是	是	是	是	是	是
个体固定效应	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是

4. 中介效应:工业机器人对技术水平和生产要素的影响

根据之前的理论分析可知,工业机器人不仅可以替代劳动,其本身可能就意味着新技术的出现和使用,工业机器人还可以通过提升生产过程中的技术水平来增加总产出。如果用TFP表示技术水平,那么,TFP就应该是一个从机器人使用到产出的传导机制。另外,生产要素的边际生产率也会随着技术水平提高而提升,在生产要素的价格保持不变的情况下,根据边际生产率递减规律,生产要素的投入量也会提升。因此,当使用工业机器人进行生产时,可以通过技术水平的提升来促进总产出的提高,并且技术水平的提高又促进了更多生产要素的投入,这样又提高了总产出。由此,本文对技术水平和资本进行中介效应分析,表7结果显示技术水平和资本都是工业机器人影响总产出的中介机制。

另外,本文利用 Bootstrap 方法对表7的中介效应进行了检验,结果说明上述的两种中介效应均十分显著,可以认为技术水平和资本的中介效应是存在的^①。根据表7还可以计算出这两种中介

① 具体结果详见《中国工业经济》网站(<http://www.ciejournal.org>)附件。

表 7 中介效应:TFP

变量	(1) lnk	(2) lnctfp	(3) lny
lnrobsu	0.0256** (0.0127)	0.0546*** (0.0102)	0.0155*** (0.0037)
lnctfp			0.9001*** (0.0457)
lnk			0.4512*** (0.0307)
控制变量	是	是	是
个体固定效应	是	是	是
年份固定效应	是	是	是
N	807	776	776
R ²	0.9966	0.9514	0.9997

效应的强度,结果发现技术水平作为中介效应解释了总效应的 64.49%,其次是资本作为中介机制,解释了总效应的 15.16%,两种中介机制所产生的中介效应接近总效应的 80%,而工业机器人影响产出的直接效应只解释了总效应的约 20%。因此,技术水平作为中介效应的解释力最大,这说明工业机器人使用提高产出的总效应,主要是通过技术水平的提高来实现的,工业机器人对于生产要素的替代作用较小。

根据上文的分析结果可知,工业机器人的使用也会对其他的生产要素,例如,对资本和劳动力的投入产生影响,有必要全面研究工业机器人的使用对生产要素市场的影响。具体结果如表 8 所示。表 8 第(1)、(2)列是机器人使用对资本收益率的回归,结果发现机器人的使用与资本回报率呈正相关关系,而资本的投入量与资本回报率呈负相关关系,而这两者的综合作用可能接近于零。第(3)、(4)列是将劳动者的劳动强度作为被解释变量,该指标用劳动者每年平均的劳动小时数来表示,结果显示工业机器人的使用对劳动强度的回归系数并不显著,这说明工业机器人的使用没有改变劳动者的劳动强度。而第(5)、(6)列是将劳动收入份额作为被解释变量,结果发现回归系数也不显著,这说明工业机器人的使用也没有改变劳动收入份额,但劳动力市场仍然可能发生相应的变化,工业机器人的使用虽然可能会替代一部分劳动力,但是整体上工业机器人仍有可能促进劳动力就业,原因是机器人的使用可能提升本行业的资本回报率,进而也会提高其他行业的资本回报率,结果导致其他行业需要更多的劳动力来替代资本。由此,工业机器人的使用并不意味着就业绝对减少,但是工资率可能出现下降,因为就业的劳动者会面临机器人的竞争,结果导致劳动收入份额没有发生变化。

5. 稳健性检验 I:样本的自选择效应

之前的回归结果证明了工业机器人的使用量越大,对总产出的促进作用也就越大。但上述结果可能存在样本的自选择效应,也就是说并非工业机器人的使用促进了经济增长,而是选择使用工业机器人进行生产的国家本身就是经济较为发达、技术水平较高的国家。为了剔除样本自选择效应的影响,本文利用 PSM-DID 的方法对其进行检验。由于工业机器人于 1993 年才被应用到实际的生产过程中,因此,将 1993 年视为冲击发生的年份。另外,本文设定 1993—2017 年人均工业机器人数的平均值大于等于 200(单位:台/百万人)的国家或地区为实验组,相反,该平均值小于 200(单位:台/

表 8 工业机器人使用对生产要素市场的影响

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	<i>irr</i>	<i>irr</i>	<i>lnawh</i>	<i>lnawh</i>	<i>labsh</i>	<i>labsh</i>
<i>lnrobsu</i>	0.0030 (0.0020)	0.0081*** (0.0021)	0.0018 (0.0021)	0.0003 (0.0024)	0.0035 (0.0026)	-0.0026 (0.0023)
控制变量	否	是	否	是	否	是
个体固定效应	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
N	956	801	821	686	956	801
R ²	0.9258	0.9450	0.9877	0.9895	0.9473	0.9532

百万人)的国家或地区则为对照组。构建的计量模型为:

$$\ln ctf_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 rob_i \times time_t + \beta_2 rob_i + \beta_3 time_t + \beta_4 control_{i,t} + \gamma_i + \lambda_t + \varepsilon_{it} \quad (12)$$

其中,当年份大于等于 1993 年时, *time* 的值设定为 1;反之, *time* 的值设定为 0。对于实验组, *rob* 取值为 1;对于对照组, *rob* 取值为 0。 *control_{i,t}* 代表其他控制变量,包括经济增长率(*gy*)、人力资本指数(*hc*)以及年平均工作时数的对数(*lnawh*)。 γ_i 和 λ_t 分别表示国家的固定效应和时间的固定效应, ε_{it} 为残差。而实验组和对照组的观测值数目分别为 1508 个和 1865 个,实验组和对照组大体匹配,可以进行后续的分析。

剔除样本自选择效应的关键是倾向得分匹配,只有经过倾向得分匹配之后,才能够说明实验组和对照组是处于同一标准下,之后的回归才能够说明确实是机器人使用数量越多,对技术水平的提高作用越大。本文匹配协变量具体选用以下指标:人口(*pop*)、汇率(*xr*)、年平均工作时数(*awh*)、资本存量的对数(*lnk*)以及聘用人数的对数(*lnl*)。具体的匹配方法为熵匹配法,原因在于熵匹配法不需要设定模型的具体匹配形式,可以进行高阶匹配,同时又没有样本损失,是一种非常高效的匹配方法。从 PSM 的匹配结果可以看出^①,在匹配之前,各个协变量的 p 值均小于 0.1,这说明实验组与对照组的样本间存在显著差异,而进行熵匹配之后, p 值都上升至大于 0.1,这说明匹配之后实验组与对照组各个协变量之间没有明显差异,匹配质量较好。

本文 PSM-DID 的结果如表 9 所示。从表 9 的结果中可以发现,即使在剔除了样本的自选择效应后,仍然可以得出工业机器人使用提高了技术水平的结论,这说明本文之前回归分析的结论非常稳健。另外,由于本文已经进行了 PSM 回归,实验组和对照组已经大体相仿,因此,这里不需要再进行平衡趋势检验。

6. 稳健性检验 II:内生性的处理

内生性问题如果存在,则意味着经济发达、技术水平较高的国家主动选择使用工业机器人进行生产,而不是使用工业机器人生产才促进了其经济增长。因此,本文选取其他国家使用工业机器人的数量和轻型工业机器人的出现时间构造工具变量。

本文使用全球工业机器人总量减去本国工业机器人数量(*lnwrob*)作为工具变量,进行两阶段回归,具体结果如表 10 Panel A 所示。从回归结果中可以看出,一阶段工具变量对工业机器人的使用重新估计的回归系数显著并且为负数,这是由于在全球工业机器人总量一定的情况下,各国对工业

① 具体结果详见《中国工业经济》网站(<http://www.ciejournal.org>)附件。

表 9 剔除自选择效应:PSM-DID 回归结果

变量	(1) lnctfp	(2) lnctfp
$rob_t \times time_t$	0.1304** (0.0549)	0.1130** (0.0518)
gy		0.4696*** (0.0911)
hc		0.0726 (0.1329)
$lnawh$		-0.5708** (0.2691)
个体固定效应	是	是
年份固定效应	是	是
N	3008	3008
R ²	0.8068	0.8159

机器人的使用存在一定的竞争关系,全球其他国家工业机器人的存量与本国工业机器人的存量之间表现出负相关关系;但是在二阶段回归中,工业机器人的使用量的回归系数显著为正,这表明工业机器人使用对经济增长存在显著的正向效应,与本文的基准回归结果一致,这表明了本文结论非常稳健。

为了更好地处理内生性问题,本文希望在样本期间(1993—2017年)找到一个外生冲击再度进行工具变量的检验。2006年轻型工业机器人的发明和使用为本文提供了一次良好的自然实验,轻型工业机器人的出现不仅是一次技术冲击,而且会对不同国家产生不同的影响,由于轻型工业机器人的使用限制较少,相对成本较低,特别适合工业基础薄弱,同时又缺乏工业资本的发展中国家使用。从2006年开始,发展中国家的工业机器人使用量也在逐步增加,其中相当一部分比例是轻型工业机器人。因此,本文构造工具变量 $Post2006 \times Revolution_year$,其中, $Post2006$ 是一个虚拟变量,表示是否发生了轻型工业机器人的技术冲击,当年份大于等于2006年,取值为1,反之则取值为0; $Revolution_year$ 是各国完成工业革命的时间,表示国别之间的差异,代表了各国之间工业基础的差异。具体的回归结果如表10的Panel B所示,第一阶段的回归系数显著为正,说明完成工业革命较晚的国家更倾向使用轻型机器人,这类国家大多属于发展中国家。第二阶段回归的系数为正,说明轻型工业机器人作为一种技术冲击,促进了使用国家的经济增长。需要说明的是,表10中的被解释变量是人均产量,具体来说, $lnarobe$ 、 $lnaye$ 分别代表的是劳动力人均机器数的对数、劳动力人均GDP的对数。总体而言,表10的结果不仅作为面板数据的工具变量处理了内生性,同时也捕捉到了轻型工业机器人作为技术冲击对经济增长的影响。

六、结论与政策启示

本文通过理论建模和实证分析两种方法研究了工业机器人的使用与经济增长之间的关系,基本结论可以概括为:在理论分析方面,本文拓展了 Acemoglu et al.(2016,2018a)改进的任务模型,发现在任务模型中 TFP 是可以内生的。即使工业机器人的技术水平保持不变,随着使用工业机器人的部门增多,如果工业机器人的生产存在规模经济,那么,工业机器人的成本就会下降,进而会使得

表 10 内生性处理:工具变量

Panel A: 其他国家的工业机器人使用量				
变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	<i>lnrobsu</i>	<i>lny</i>	<i>lnrobsu</i>	<i>lny</i>
<i>lnrobsu</i>		0.1706*** (0.0288)		0.0942*** (0.0363)
<i>lnwrob</i>	-3.0619*** (0.5338)		-2.7201*** (0.7186)	
控制变量	否	否	是	是
个体固定效应	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是
N	983	983	807	807
R ²	0.9721	0.9952	0.9747	0.9981
Panel B: 2006 年轻型工业机器人的使用				
变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	<i>lnarobe</i>	<i>lnaye</i>	<i>lnarobe</i>	<i>lnaye</i>
<i>lnarobe</i>		0.1316*** (0.0134)		0.0883*** (0.0101)
<i>Post2006×Revolution_year</i>	0.0155*** (0.0012)		0.0151*** (0.0012)	
<i>lnctfp</i>			0.0405 (0.2453)	0.7542*** (0.0302)
个体固定效应	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是
N	991	991	970	970
R ²	0.9288	0.9711	0.9284	0.9837

更多的行业 and 部门选择使用工业机器人。一般来说,使用工业机器人的行业 and 部门的生产效率普遍较高,结果会导致即使各部门的生产效率都不发生变化,随着选择使用工业机器人进行生产的部门的增加,总体的生产效率也越来越高。这说明工业机器人的使用对经济增长的影响不仅体现在工业机器人对劳动的替代上,还体现在其促进 TFP 的提高上。本文进一步通过实证分析中的中介效应发现,TFP 的提升应该是工业机器人的使用促进经济增长的最重要的中介机制,其解释力超过了工业机器人对劳动力的替代,这意味着相比于生产要素替代的视角,也许通过 TFP 提升的视角更能够揭示工业机器人对经济增长的影响。实际上,这两种视角的研究都非常具有理论意义和现实价值,但又有所区别,原因是如果从生产要素替代的视角分析工业机器人对宏观经济的影响,其重点是收入分配,而通过技术变化的视角分析工业机器人对宏观经济的影响,其重点是经济增长。这两者不应是互相代替或者是对立,而应是互相对比和映衬的关系,这样才能够全面而深入地描述工业机器人的使用对宏观经济的整体影响。而这种影响往往也会体现出异质性特征,这些结论集中反映在本文的实证结果中。具体而言,本文的实证结果不仅包括证实了工业机器人的使用对经济增长的促进作用,还包括工业机器人使用对不同国别、时期、行业、用途、上下游等方面拉动经济增长的不同效果。

当然,本文还通过工具变量排除内生性问题,这些结果说明了工业机器人的使用确实是拉动宏观经济增长的原因。

根据上文的研究结果,本文提出如下政策启示:①充分发挥中国国内市场较大的优势,千方百计地降低工业机器人的生产成本。只有工业机器人的成本足够低,其他行业才会选择工业机器人进行生产,并且该效应会沿着上下游的产业链进行扩散,最终会降低全产业链的生产成本,这样才能够使得中国的产品在国内外市场上更有竞争力,因此,低成本地生产工业机器人对于提高生产的自动化水平,逐步形成以国内大循环为主体、国内国际双循环相互促进的新发展格局意义重大。②要高度重视机器人行业中的新技术、新发明和新趋势,并且形成预判。以2006年出现的轻型工业机器人为例,其为发展中国家在工业生产方面提供了新的机遇。轻型工业机器人相对价格较低,相应的投资也较少,适合工业基础薄弱、产业资本并不雄厚的发展中国家。另外,应重视机器人行业发展的新趋势。虽然早期的机器人都是服务于工业用途,但是当前的服务业机器人发展非常迅速,国际机器人联合会也对服务业机器人领域进行了调研,形成了专门的报告,只是没有形成相应的数据库。参考电脑和手机的发展历史,都是从早期的服务工业用途发展到服务个人用户,并且最终个人用户的市场远超商业用途的市场。如果这个发展态势在机器人领域内得以重现,那么,服务业机器人的比重将来有可能超过工业机器人的比重,从而主导机器人市场,也会影响当前所有的生产和生活的组织方式。因此,机器人行业的发展新趋势对于实现高质量的发展具有非常关键的作用。③高度重视对相关劳动者的教育以及人力资本的投入。由于工业机器人的发展过程本身就伴随着劳动力市场的结构变化,许多原来由劳动力生产的传统工作岗位将会被工业机器人代替,当然也会有新的岗位被创造出来,这种变革就会对劳动者的素质提出更高的要求。可以判断这种趋势一旦启动就很难停止或者被逆转,因此形成终生学习的能力是未来经济对劳动者的基本要求。在这个变化过程中,一方面,政府应为劳动者提供学习机会,使其接受培训提升自身的人力资本,以便能够更好地适应新岗位的工作;另一方面,要调整宏观经济政策,以应对随着劳动力市场的结构变化所带来的宏观经济冲击,这样就能减轻工业机器人带来的调整成本。④完善工业机器人从研发到应用的整体产业链,从数量和质量两方面提高中国工业机器人的发展水平。通过跨国比较可以发现,虽然2018年中国大陆拥有约65万台工业机器人,在总量上位居全球第一。但是按照人均工业机器人的拥有量来计算,中国与发达国家的差距仍然较大。美国、德国、日本和韩国四国共拥有工业机器人110多万台,而这四个国家的人口总和只有中国的1/2,中国人均的工业机器人拥有量大约是世界高水平制造强国的1/4,这个差距意味着中国仍然具有非常大的发展空间,人均工业机器人拥有量至少要翻两番才能赶超世界高水平制造强国。进一步地,通过分析工业机器人产业链的各个环节,可以发现当前中国的优势主要集中在机器人的应用领域,而机器人本身的研发、制造环节还较为薄弱。因此,提高对于工业机器人的研发投入,实现工业机器人全产业链的自主可控应该是中国下一阶段的重要任务。

[参考文献]

- [1]曹静,周亚林. 人工智能对经济的影响研究进展[J]. 经济学动态, 2018,(1):105-117.
- [2]陈彦斌,林晨,陈小亮. 人工智能、老龄化与经济增长[J]. 经济研究, 2019,(7):47-63.
- [3]陈永伟. 人工智能与经济学:近期文献的一个综述[J]. 东北财经大学学报, 2018,(3):8-23.
- [4]邓洲. 工业机器人发展及其对就业影响[J]. 地方财政研究, 2016,(6):25-31.
- [5]杜传文,李晴,芮明杰,吕洁. 大规模工业机器人应用与异质性技能劳动力之间的替代互补关系[J]. 中国科技论坛, 2018,(8):174-182.

- [6]郭凯明. 人工智能发展、产业结构转型升级与劳动收入份额变动[J]. 管理世界, 2019,(7):60-77.
- [7]黄旭,董志强. 人工智能如何促进经济增长和社会福利提升[J]. 中央财经大学学报, 2019,(11):76-85.
- [8]林晨,陈小亮,陈伟泽,陈彦斌. 人工智能、经济增长与居民消费改善:资本结构优化的视角[J]. 中国工业经济, 2020,(2):61-79.
- [9]吕洁,杜传文,李元旭. 工业机器人应用会倒逼一国制造业劳动力结构转型吗?——基于1990—2015年间22个国家的经验分析[J]. 科技管理研究, 2017,(22):32-41.
- [10]许军,董冰冰. 机器人替代劳动力的均衡分析[J]. 江苏师范大学学报:哲学社会科学版, 2015,(3):144-148.
- [11]Abeliansky, A., and K. Prettnner. Automation and Demographic Change[R]. SSRN Working Paper, 2017.
- [12]Acemoglu, D., U. Akcigit, and W. Kerr. Networks and the Macroeconomy: An Empirical Exploration [J]. NBER Macroeconomics Annual, 2016,(30):276-335.
- [13]Acemoglu, D., and P. Restrepo. Secular Stagnation? The Effect of Aging on Economic Growth in the Age of Automation[J]. American Economic Review, 2017,107(5):174-179.
- [14]Acemoglu, D., and P. Restrepo. Modeling Automation[J]. AEA Papers and Proceedings, 2018a,(108):48-53.
- [15]Acemoglu, D., and P. Restrepo. Low-Skill and High-Skill Automation [J]. Journal of Human Capital, 2018b, 12(2):204-232.
- [16]Acemoglu, D., and P. Restrepo. The Race between Man and Machine: Implications of Technology for Growth, Factor Shares, and Employment[J]. American Economic Review, 2018c,108(6):1488-1542.
- [17]Acemoglu, D., and P. Restrepo. Automation and New Tasks: How Technology Displaces and Reinstates Labor[J]. Journal of Economic Perspectives, 2019,33(2):3-30.
- [18]Acemoglu, D., and P. Restrepo. Unpacking Skill Bias: Automation and New Tasks[R]. NBER Working Papers, 2020a.
- [19]Acemoglu, D., C. LeLarge, and P. Restrepo. Competing with Robots: Firm-Level Evidence from France[J]. AEA Papers and Proceedings, 2020b,(110):383-88.
- [20]Aghion, P., B. F. Jones., and C. I. Jones. Artificial Intelligence and Economic Growth [R]. NBER Working Papers, 2017.
- [21]Aghion, P., and P. Howitt. Endogenous growth theory[M]. MIT Press, 1998.
- [22]Arntz, M., T. Gregory., and U. Zierahn. The Risk of Automation for Jobs in OECD Countries: A Comparative Analysis[R]. OECD Social, Employment and Migration Working Papers, 2016.
- [23]Autor, D. H. Why Are There Still So Many Jobs? The History and Future of Workplace Automation [J]. Journal of Economic Perspectives, 2015,29(3):3-30.
- [24]Berg, A., E. F. Buffie., and L. F. Zanna. Should We Fear the Robot Revolution? (The Correct Answer Is Yes)[J]. Journal of Monetary Economics, 2018,(97):117-148.
- [25]Brynjolfsson, E., and L. M. Hitt. Computing productivity: Firm-level Evidence [J]. Review of Economics and Statistics, 2003,85(4):793-808.
- [26]David, B. Computer Technology and Probable Job Destructions in Japan: An Evaluation [J]. Journal of the Japanese and International Economies, 2017,(43):77-87.
- [27]Frey, C. B., and M. A. Osborne. The Future of Employment: How Susceptible Are Jobs to Computerization[J]. Technological Forecasting and Social Change, 2017,(114):254-280.
- [28]Gasteiger, E., and K. Prettnner. A Note on Automation, Stagnation, and the Implications of a Robot Tax[R]. School of Business & Economics Discussion Paper, 2017.
- [29]Goos, M., A. Manning, and A. Salomons. Job Polarization in Europe [J]. American Economic Review, 2009, 99(2):58-63.
- [30]Graetz, G., and G. Michaels. Robots at Work: The Impact on Productivity and Jobs [J]. Review of Economics

- and Statistics, 2018,100(5):753–768.
- [31]Gregory, T., A. Salomons, and U. Zierahn. Racing with or against the Machine? Evidence from Europe[R]. ZEW–Centre for European Economic Research Discussion Paper, 2016.
- [32]Hanson, R. Economic Growth Given Machine Intelligence [R]. Technical Report, University of California, Berkeley, 2001.
- [33]Kromann, L., J. R. Skaksen, and A. Sørensen. Automation, Labor Productivity and Employment: A Cross Country Comparison[R]. CEBR, Copenhagen Business School, 2011.
- [34]Michaels, G., A. Natraj and J. V. Reenen, Has ICT Polarized Skill Demand? Evidence from Eleven Countries over Twenty–Five Years[J]. Review of Economics and Statistics, 2014,(96):60–77.
- [35]Solow, R. M. We’d better watch out[J]. New York Times Book Review, 1987,7(12):36.
- [36]Zeira, J. Workers, Machines, and Economic Growth[J]. Quarterly Journal of Economics, 1998,113(4):1091–1117.

The Usage of Industry Robots, Technology Upgrade and Economic Growth

YANG Guang^{1,2}, HOU Yu^{1,3}

- (1. Apartment of Economics of Nankai University, Tianjin 300071, China;
2. Collaborative Innovation Center for China Economy of Nankai University, Tianjin 300071, China;
3. College of Economics and Management of Yanbian University, Yanji 133002, China)

Abstract: This paper analyzes the impact of industrial robots on economic growth by both theoretical model and empirical study. In theory, the scale effect and pricing behavior of robots are introduced into the task model proposed by Acemoglu and Restrepo (2018a) in this paper, which proves that robots can not only influence economic growth directly, but also can influence economic growth through TFP. In terms of empirical analysis, this paper matches the industrial robot usage data published by the International Federation of Robotics with the Penn World Table, and gets the robot usage data and macro–economic data of 72 countries or regions between 1993 and 2017. The empirical results show that the usage of robots has a positive effect on economic growth, especially in the late– and post–demographic dividend period. Industrial robots are sub–grouped and regressed according to different industries, application, and upstream–downstream effects, which also support the conclusions of this paper. Additionally, the analysis of intermediary effect shows that TFP is the important transmission mechanism of industrial robots influencing economic growth, with the explanatory power being over 60% of the total effect. Finally, to solve the endogenous problem, this paper uses the number of robots in other countries as an instrumental variable and usage of light industrial robots as a technical shock to economic growth in 2006, the result is still robust. The paper provides policy implications for China to promote the industrial robot industry to serve the high–quality economic development better in the new period.

Key Words: industrial robots; total factor productivity; economic growth

JEL Classification: E23 O33 O47

[责任编辑:李鹏]