

# 机器人与生产率:基于省级面板数据的分析

陈永伟 曾昭睿

**摘要:**利用省级面板数据考察了工业机器人使用对全要素生产率的影响,发现更多地使用工业机器人进行生产可以有效地提升一个地区的全要素生产率。进一步分析这种影响的机制,发现工业机器人的使用主要是通过改进技术效率,以及促进规模效益这两个机制对生产率产生了影响。在当前的生产中,工业机器人等新技术的使用规模还较小、范围还较狭窄,这表明在未来一段时间内,相关新技术在促进生产率提升方面还有很大的潜力。

**关键词:**工业机器人;人工智能;全要素生产率

**DOI:** 10.19836/j.cnki.37-1100/c.2020.02.009

## 一、引言

生产率是经济增长的最根本动力。无论是一个国家,还是一个地区,要让其经济实现持续稳定的增长,就必须让其生产率实现切实的提升。

新世纪以来,尤其是2008年金融危机以来,世界各国的生产率的增长速度都出现了明显的下降,这成为了导致全球经济放缓的重要原因<sup>①</sup>。在同一时期,我国的生产率增长也出现了放缓的趋势。根据白重恩和张琼的测算,从1979年到2007年,我国的全要素生产率的年均增长率为3.78%,而从2008年到2013年,全要素生产率的年均增长却降为了1.40%,正是这种全要素生产率的下降,导致了2008年之后我国经济增速的下降<sup>②</sup>。在未来的一段时间,世界和我国的经济能否会走出低迷,实现较为快速的增长,这在很大程度上取决于生产率的增速能否重新回到一个较高的水平。

关于生产率的未来走势将会如何,目前存在着很多的争议,而争议的焦点是,新技术的应用是否能够有效提升生产率。一种观点是,随着互联网、大数据、人工智能、区块链等新技术的应用,全球范围内的生产率即将迎来大幅度的提升,由此带来新一轮的高速增长。一些乐观的观点甚至认为,这会让人们迎来“经济奇点”。另一种观点则正好相反。持这种观点的人认为,新近出现的技术并没有带来生产率的明显上升,因此并不足以支撑起新一轮的高速增长,在未来的相当一段时间内,全球经济将会陷入停滞。需要指出的是,尽管两种观点的交锋十分激烈,但争论的双方都缺乏足够的经验证据来证明自己的观点。

在众多可能影响生产率的技术中,工业机器人无疑是十分重要的一种。作为一种生产设备,工业机器人具有可编程、拟人化、通用性等特征,可以较好地适应环境、模仿人类行动,代替人类完成很多

收稿日期:2019-05-10

基金项目:国家社会科学基金重大项目“技术标准与知识产权协同推进数字产业创新的机理与路径研究”(19ZDA077);国家社会科学基金重点项目“‘互联网+’背景下的中国制造业转型升级研究”(16AJY011);阐释党的十九大精神国家社科基金专项课题“推动新一代信息技术与制造业深度融合研究——基于新时代和新工业革命的视角”(18VSI054)。

作者简介:陈永伟,《比较》研究部主管(北京100029;chenyongwei1982@126.com);曾昭睿,中国社会科学院大学研究生院研究助理(北京102488;zzrgscass@163.com)

① Adler G., Duval R., Furceri D., “Gone with the Headwinds, Global Productivity”, *IMF Staff Discussion Note*, 2017, SDN/14/04; Fernald J., Hall R., Stock J., et al., “The Disappointing Recovery of Output after 2009”, *Brookings Papers on Economic Activity*, 2017, 2017(1), pp. 1-81.

② 白重恩、张琼:《中国经济减速的生产率解释》,《比较》2014年第73期。

重复、艰苦、危险性较高的活动,从而大幅提升生产效率。尤其是近年来,人工智能技术被广泛应用到了工业机器人领域,这使得工业机器人的智能化程度大为提升,应对问题、解决问题的能力大幅改善。在这种背景下,越来越多的企业都开始使用工业机器人进行生产。

在过去十几年中,我国的工业机器人使用率增长迅猛。根据中国机器人产业联盟公布的数据,2002年时我国工业机器人的累计安装量仅为2152台,而到了2015年底,我国工业机器人的累计安装量已经增加到了255358台,是2002年的一百多倍(见图1)。那么,如此迅速的工业机器人使用量增加,究竟有没有带来生产率的显著增加呢?如果有,其作用机制又是怎样的?对于这些问题的回答,不仅会影响到我们对过去一段时间工业化成果的评价,更会影响到对于未来政策的选择。然而,关于这些问题的经验研究迄今为止依然比较缺乏。

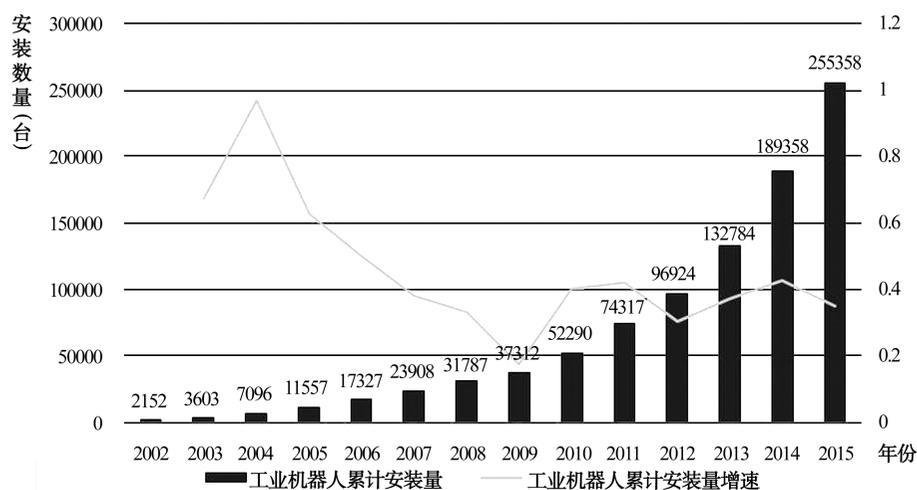


图1 中国工业机器人累计安装量及增速(2002-2015)

数据来源:中国机器人产业联盟, <http://cria.mei.net.cn>。

本文用省级面板数据考察了工业机器人使用对全要素生产率的影响。结果发现,更为密集地使用工业机器人进行生产可以有效地提升一个地区的全要素生产率。进一步的,我们分析了这种影响的机制,发现工业机器人的使用主要是通过改进技术效率和促进规模效益这两个机制对生产率产生了影响。在当前的生产中,工业机器人等新技术的使用规模还较小、范围还较狭窄,这表明在未来一段时间内,相关新技术在促进生产率提升方面还有很大的潜力。2019年的政府工作报告已明确提出了“智能+”的概念,指出要积极应用人工智能、机器人等新技术为制造业转型升级赋能。我们认为,本研究的相关发现,将为制定与“智能+”的相关政策提供一定的理论依据。

除第一部分的引言外,本文的剩余部分包括四个部分。第二部分是文献综述;第三部分是变量的构造和描述;第四部分是计量分析;第五部分是结论和政策问题讨论。

## 二、文献综述

与本研究相关性较强的文献主要有两支,一支是关于技术进步对生产率影响的文献,另一支是人工智能和机器人技术的经济影响分析。

### (一)关于技术进步对全要素生产率影响的文献

在最早的研究中,技术进步被认为是促使全要素生产率提升的唯一动力<sup>①</sup>。但在后续的研究中,

① Solow R., “A Contribution to the Theory of Economic Growth”, *The Quarterly Journal of Economics*, 1956, 70(1), pp. 65-94.

人们发现除了技术进步之外,资源效率的改善也可以促进全要素生产率的提高。这种配置效率的改善可以体现在部门之间,也可以体现在部门内部的各企业之间<sup>①</sup>。

从20世纪80年代起,信息通信技术(即ICT技术)异军突起,相关的技术成果渗入生产生活的各个领域。这一现象引起了研究者的重视,他们开始试图测量这些新技术对全要素生产率的影响。然而,一些早期研究却显示,数字经济对全要素生产率的影响并不明显。例如,诺贝尔奖得主索洛(Robert Solow)曾发现,在ICT技术迅猛发展的80年代,美国的全要素生产率增长并没有出现对应的提升。针对这一情况,索洛感叹道,“计算机无处不在,但却没有体现在生产率的统计中”<sup>②</sup>。后来,索洛的这一发现被学界称为“索洛悖论”(Solow Paradox)。

“索洛悖论”一经提出,就引起了广泛的关注,很多学者对这一现象给出了自己的解释。Sichel认为,“索洛悖论”之所以存在,是因为ICT产业在整个经济中所占的比重相对较低,而非像Solow所言的那样“无处不在”,因此其对整个经济的生产率影响当然就不会太大<sup>③</sup>。Gullickson和Harper认为,统计误差是导致“索洛悖论”存在的根本原因。他们指出,ICT技术应用最广泛的部门是服务业部门,由于这个部门的投入和产出测算都比较困难,因此就会造成生产率测算的误差<sup>④</sup>。Prescott则认为,ICT技术的一个重要影响是质量的提升和价格的下降,如果没有根据这一特点对价格进行相应的调整,那么ICT技术对生产率的贡献就会被低估<sup>⑤</sup>。而David则用“时滞”来解释“索洛悖论”。在他看来,包括ICT在内的技术进步与生产率的发展之间会有一个时间间隔,因此直接从当期数据考察,就会低估ICT技术的实际影响<sup>⑥</sup>。

20世纪90年代中后期,“新经济”的影响逐渐显露,与此同时,很多研究都表明这段时期内的生产率增速出现了较为明显的上涨。例如,Hansen通过对时间序列数据的分析,发现从1993年6月开始,美国的全要素生产率出现了明显的跃升,而和ICT产业的发展状况有高度的重合性<sup>⑦</sup>。又如,Jorgenson等人的研究,发现在1995年之后,美国全要素生产率的一大半可以由ICT部门的发展来得到解释<sup>⑧</sup>。根据这些发现,不少研究者据此认为“索洛悖论”事实上已经不复存在。

然而,也有一些学者对此表示了反对,认为“索洛悖论”并没有消失。例如,Gordon对美国的经济增长状况的长期趋势进行了分析,发现互联网等“新经济”的代表技术所带来的生产率改进其实并不显著<sup>⑨</sup>。而Cowen等经济学家则更为悲观,认为从技术发展的角度看,所有“低垂的果实”都已经被摘取了,因此在未来一段时期内,生产率的进步将会陷入停滞<sup>⑩</sup>。有意思的是,这些悲观的观点事实上很好预言了2008年之后全球生产率下降的趋势,因此其影响颇大。

① Hsieh C., Klenow P., “Misallocation and Manufacturing TFP in China and India”, *Quarterly Journal of Economics*, 2009, 124 (4), pp. 1403-1448.

② Solow R., “We’d Better Watch Out”, *New York Time Book Review*, 1987 (12), pp. 36.

③ Sichel D. E., “Computers and Aggregate Economic Growth, An Update”, *Business Economics*, 1999, 34(2), pp. 18-24.

④ Gullickson W., Harper M., “Possible Measurement Bias in Aggregate Productivity Growth”, *Monthly Labor Review*, 1999, 122(2), pp. 47-67.

⑤ Prescott E., “On Defining Real Consumption”, *Federal Reserve Bank of St. Louis Review*, 1999, 79(2), pp. 47-53.

⑥ David P., “The Dynamo and the Computer: An Historical Perspective on the Modern Productivity Paradox”, *American Economic Review*, 1990, 80(2), pp. 35-61.

⑦ Hansen B., “The New Econometrics of Structural Change: Dating Breaks in US”, *Labor Productivity*, 2001, 15(4), pp. 117-128.

⑧ Jorgenson D., “Information Technology and the US Economy”, *American Economic Review*, 2001, 91(1), pp. 1-32.

⑨ Gordon R., “The Demise of US Economic Growth: Restatement, Rebuttal, and Reflections”, *NBER Working Paper*, 2014, No. 19895.

⑩ Cowen T., *The Great Stagnation: How America Ate All the Low-Hanging Fruit of Modern History, Got Sick, and Will (Eventually) Feel Better*, New York: Dutton, 2011, pp. 14-18.

目前,以人工智能和机器人为代表的新一轮技术革命正在到来。究竟这一轮技术革命是否会有效促进生产劳动的上升,相关的争论也增多。以 Gordon 为代表的学者坚持认为,人工智能对于生产率的推进作用不会和人们想象的那么乐观<sup>①</sup>。而以 Brynjolfsson 为代表的另一些学者则认为,作为一种“通用目的技术”(General Purpose Technology),人工智能将会影响到生产生活的各个方面,并对生产率产生根本的促进作用<sup>②</sup>。当然,要做到这一点,人们需要首先在基础设施、组织建设等方面进行相关的投入。需要指出的是,尽管理论上的争论十分激烈,但关于人工智能和机器人技术会对全要素生产率带来怎样的影响,目前依然缺乏足够的经验证据。

## (二)关于人工智能和机器人技术的经济影响的文献

近年来,人工智能和机器人技术实现了跨越式的发展,并被广泛应用到了实践当中。这一技术变革在改变生产效率的同时,也促使生产方式发生了前所未有的变化。从工业革命开始,每一次重大的技术变革都会带来机器对劳动力的替代。不过,过去机器对劳动力的替代主要体现在对体力劳动方面,对于智力劳动的替代则较少。而这一轮的技术变革则完全不同,人工智能和机器人在替代体力劳动的同时,也开始对部分脑力劳动产生了替代<sup>③④</sup>。

Zeira 曾构建了一个模型对自动化问题进行了探讨<sup>⑤</sup>。在这个模型中,整个经济包含多个部门,每个部门都可以在手工生产和自动化生产这两种方式之间进行选择。对于任何一个具体部门来说,其选择使用一种生产方式的成本和收益主要取决于经济中的生产率状况。如果生产率水平足够高,突破了某个临界点,那么这个行业就会被自动化。由于每个部门实现自动化所要求的临界水平不同,因此我们将会看到,随着技术的进步,自动化将会在各个部门内顺次推进。而随着经济中自动化水平的不断提高,经济中资本回报所占的比例会不断提升,经济的增长速度也会不断加快。Aghion 等人利用 Zeira 的模型分析了人工智能技术发展所带来的影响<sup>⑥</sup>。他们指出,人工智能技术的应用会带来更多部门的自动化,从而促使资本回报份额在这些部门的提升,并让这些部门的增长变得更为迅速。不过,由于“鲍莫尔病”问题的存在,一些未被自动化的部门的资本回报份额会降低,进而会让这些部门的增长率放缓。综合这两方面因素,对于整个经济,人工智能技术对经济增长率的影响是不确定的。究竟这种技术是否会让经济增长变得更快,要看那些实现了自动化的部门的增长率上升能否抵消未自动化部门的增长率下降。

在经验上,人工智能和机器人等新技术能否促进经济增长,依然存在着巨大的争议。一些研究表明,这些技术对经济增长的影响并不明显。而另一些研究则认为,这些技术对增长的影响被低估了,由于“执行落后”等问题的存在,它们对增长的促进作用将逐渐显露出来。

除了对增长的影响外,人工智能和机器人对就业的影响也是现有文献关注的焦点。关于这一问

① Gordon R., *The Rise and Fall of American Growth: The U. S. Standard of Living since the Civil War*, Princeton: Princeton University Press, 2015, pp. 1-24.

② Brynjolfsson E., Rock D., Syverson, C. “Artificial Intelligence and the Modern Productivity Paradox: A Clash of Expectations and Statistics”, *NBER Working Paper*, 2017, No. 24001.

③ 限于篇幅,这里只介绍部分文献。更为详细的介绍可以参考陈永伟:《人工智能与经济学:近期文献的一个综述》,《东北财经大学学报》2018年第3期。

④ 根据 Brynjolfsson 和 McAfee 等人的术语,仅替代体力劳动的技术变革被称为“第一次机器革命”,既替代体力劳动,又替代脑力劳动的技术变革被称为“第二次机器革命”。根据这种划分,目前我们正处在“第二次机器革命”的时代。见 Brynjolfsson E., McAfee A., *The Second Machine Age: Work, Progress, and Prosperity in a Time of Brilliant Technologies*, New York: WW Norton & Company, 2014, pp. 1-12.

⑤ Zeira J., “Workers, Machines, and Economic Growth”, *Quarterly Journal of Economics*, 1998, 113 (4), pp. 1091-1117.

⑥ Aghion P., Jones B., Jones C., “Artificial Intelligence and Economic Growth”, *NBER Working Paper*, 2018, No. w23928.

题,Autor等人曾提出过一个著名的分析框架,即所谓的 ALM 模型<sup>①</sup>。在这个模型中,生产需要程式化任务和非程式化任务的配合才能完成。其中,程式化任务仅需低技能劳动力投入,而非程式化任务则需高技能劳动的配合。在 Autor 等人看来,只有程式化的任务才能被自动化,而非程式化任务则不能。因此,自动化在替代低技能劳动的同时,会与高技能劳动形成互补。这说明,自动化技术是一项偏向性的技术冲击,它会挤压低技能劳动力的就业,但会增加高技能劳动者的就业机会。因此,总体来讲,自动化的就业影响是不确定的。

有很多研究利用 ALM 模型对人工智能和机器人的就业影响进行了分析。Goos 和 Manning、Autor 和 Dorn、Goos 等人分别利用英国美国和欧盟的数据检验了 ALM 模型,发现现实情况基本符合模型的预言<sup>②③④</sup>。Graetz 和 Michaels 用 17 个国家的数据考察了工业机器人使用对就业的影响<sup>⑤</sup>。结果显示,工业机器人的使用平均会让 GDP 的增速上升 0.37 个百分点,同时还会让中、低技能工人的劳动强度降低。Acemoglu 和 Restrepo 研究了 1990 年到 2007 年间美国劳动力市场的状况。结果显示,机器人和工人之比每提升千分之一,就会让就业岗位减少 0.18%—0.34%,同时让工资下降 0.25%—0.5%<sup>⑥</sup>。Frey 和 Osborne 拓展了 ALM 模型,假设非程式化劳动同时需要高、低技能劳动力的投入。利用拓展后的框架,他们分析了美国 702 个就业岗位在未来被人工智能替代的概率。结果发现,在未来 20 年中,47% 的岗位都面临着被人工智能替代的风险<sup>⑦</sup>。

目前,国内已有一些研究对人工智能和机器人等技术的影响进行了探讨。陈永伟和许多采用 Frey 和 Osborne 的方法分析了人工智能对就业的冲击。结果发现我国 76.76% 的就业人口会在未来 20 年内会遭遇被人工智能替代的风险。如果仅考虑非农业人口,这一比例则会变为 65.58%<sup>⑧</sup>。陈永伟和曾昭睿采用 Acemoglu 和 Restrepo 的方法,考察了工业机器人的使用对增长、就业和分配的影响。结果发现工业机器人的使用在促进增长的同时,也会造成失业和收入分配恶化的问题<sup>⑨</sup>。郭凯明在一个 DSGE 模型中考察了人工智能影响,结果发现根据各产业中资本和劳动替代弹性的不同,人工智能的发展将会对产业结构和劳动力的收入份额产生不同的影响<sup>⑩</sup>。余玲铮、魏下海和吴春秀利用广东调查的微观数据,分析了机器人对收入分配格局的重塑效应,发现机器人在提升平均工资的同时,也会造成对工人的替代,因此总体上会降低劳动力在总收入中所占的份额<sup>⑪</sup>。不过,就我们所知,关于人工智能和机器人技术会怎样影响全要素生产率,以及这种影响究竟是通过哪些机制起作用的,目前还没有相关的研究。从这个意义上讲,本文的研究将会填补这一空白。

① Autor D., Levy F., Murnane R., "The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration", *Quarterly Journal of Economics*, 2003, 118(4), pp. 1279-1333.

② Goos M., Manning A., "Lousy and Lovely Jobs: The Rising Polarization of Work in Britain", *Review of Economics and Statistics*, 2007, 89(1), pp. 118-133.

③ Autor D. H., Dorn D., "The Growth of Low-Skill Service Jobs and the Polarization of the U. S. Labor Market", *American Economic Review*, 2013, 103(5), pp. 1553-1597.

④ Goos M., Manning A., Salomons A., "Explaining Job Polarization: Routine-Biased Technological Change and Offshoring", *American Economic Review*, 2014, 104(8), pp. 2509-2526.

⑤ Graetz G., Michaels G., "Robots at Work", *Centre for Economic Performance Discussion Paper*, 2015, No. 1335.

⑥ Acemoglu D., Restrepo P., "Robots and Jobs: Evidence from US Labor Market", *NBER Working Paper*, 2017, No. 23285.

⑦ Frey C., Osborne M., "The Future of Employment: How Susceptible are Jobs to Computerisation?", *Working Paper, Technological Forecasting and Social Change*, 2017, 114(1), pp. 254-280.

⑧ 陈永伟、许多:《人工智能的就业影响》,《比较》2018 年总第 95 辑。

⑨ 陈永伟、曾昭睿:《“第二次机器革命”的经济后果:增长、就业和分配》,《学习与探索》2019 年第 2 期。

⑩ 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》,《管理世界》2019 年第 7 期。

⑪ 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》,《中国人口科学》2019 年第 4 期。

### 三、数据构建及变量描述性统计

#### (一)“工业机器人冲击指数”的构建

本文用“工业机器人冲击指数”度量一个地区的工业机器人使用强度,它被定义为一个地区中每千个工人所使用的工业机器人数量。这个变量并没有直接的统计,因此我们仿照 Acemoglu 和 Restrepo 的做法,对此进行了构造<sup>①</sup>。

具体来说,我们从国际机器人联合会(International Federation of Robotics,以下简称 IFR)公布的报告搜集了从 2009 年到 2014 年的分产业工业机器人安装量<sup>②</sup>,并结合由历年《中国劳动统计年鉴》上的分行业劳动力数量,计算了各行业的“工业机器人冲击指数”,即各个行业中每千个工人所使用的工业机器人数量<sup>③</sup>。在得到了各行业的“工业机器人冲击指数”后,我们根据每个省份的产业结构状况,加权计算出了各省的“工业机器人冲击指数”。假设在第  $t$  年( $t = 1, 2, \dots, T$ )时, $j$  产业( $j = 1, 2, \dots, J$ )在  $i$  省( $i = 1, 2, \dots, I$ )的产值中所占的比重为  $s_{ijt}$ ,且  $j$  产业的“工业机器人冲击指数”为  $exposure_{jt}$ ,则当年  $i$  省的“工业机器人冲击指数”  $exposure_{it}$  就被定义为:

$$exposure_{it} = \sum_{j=1}^J s_{ijt} \cdot exposure_{jt} \quad (1)$$

在随后的计量分析中,这一变量将被用作最主要的解释变量。

#### (二)全要素生产率数据的构造

##### 1. 关于全要素生产率及其分解的主要设定

在本文中,我们将采用随机前沿分析来计算各省全要素生产率的增速,并对其进行分解。根据 Kumbhakar<sup>④</sup>、涂正革和肖耿等研究<sup>⑤</sup>,全要素生产率的进步可以分解为四个部分:前沿技术的变化( $TP$ )、相对前沿技术效率的变化( $TE$ )、配置效率的变化( $AE$ ),以及规模效率的变化( $SE$ )。

假设实际产出、前沿产出,以及相对前沿产出这三者之间的关系由(2)式表示:

$$y_{it} = f(x_{it}, t) \exp(-u_{it}) \quad (2)$$

这里,  $y_{it}$  表示  $i$  省在第  $t$  年时的实际产出,  $x_{it}$  是刻画要素投入的  $M$  维向量,起分量  $x_{imt}$  表示  $i$  省在第  $t$  年时的要素  $m$  ( $m = 1, 2, \dots, M$ ) 投入量,  $t$  是用来刻画技术变化的时间趋势的变量。 $f(\cdot)$  是随机前沿生产函数的确定性前沿产出部分。 $u_{it} \geq 0$  是技术非效率指数,他被用来刻画相对前沿的技术效率水平,  $u_{it}$  越大,实际技术效率水平与前沿水平的距离就越大。在随后的分析中,我们将在不造成混淆的前提下省略地区下标  $i$ ,仅保留要素下标  $m$ ,即用  $x_m$  表示使用的第  $m$  种要素。

记全要素生产率的增长率为  $TFP$ ,按照定义,它可以表示为产出增长速度减去要素投入的贡献之后的余项,即:

$$TFP = \dot{y} - \sum_{m=1}^M s_m \dot{x}_m \quad (3)$$

① Acemoglu D., Restrepo P., “Robots and Jobs: Evidence from US Labor Market”, *NBER Working Paper*, 2017, No. 23285.

② IFR 从 1993 年起开始公布各国工业机器人的使用状况,随后又陆续公布了各国分产业的工业机器人使用量。2002 年,IFR 开始报告中国机器人使用状况,但从 2009 年起,才开始发布分产业的信息。我们所能获得的分行业使用数据跨度为 2009 年到 2014 年,因此就使用了这一时间跨度的数据。

③ 由于 IFR 的行业分类与《中国劳动统计年鉴》所公布的行业分类并不一一对应,因此我们先手动对行业进行了匹配。

④ Kumbhakar S., “Estimation and Decomposition of Productivity Change when Production is Not Efficient: A Panel Data Approach”, *Econometric Review*, 2000, 19(4), pp. 312-320.

⑤ 涂正革、肖耿:《中国的工业生产力革命:用随机前沿生产模型对中国大中型工业企业全要素生产率增长的分解及分析》,《经济研究》2015 年第 3 期。

这里,  $\dot{y} = d\ln y/dt$  和  $\dot{x}_m = d\ln x_m/dt$  分别表示产出和要素  $m$  投入的增长率,  $s_m$  是要素  $m$  的回报在总收入中所占的份额, 且  $\sum_{m=1}^M s_m = 1$ 。

定义要素  $m$  的产出弹性为  $\epsilon_m = d\ln y/d\ln x_m$ , 相对产出弹性为  $\lambda_m = \epsilon_m / \sum_{m=1}^M \epsilon_m$ , 则全要素生产率的增长率  $TFP$  可以分解为  $TP$ 、 $TE$ 、 $AE$ , 以及  $SE$  之和, 即:

$$TFP = TP + TE + AE + SE \tag{4}$$

其中, 前沿技术的进步  $TP = \partial \ln f(x_{it}, t) / \partial t$ , 它在投入要素不变的前提下, 产出随时间的变化趋势; 相对前沿技术效率的变化被定义为  $TE = -du/dt$ ; 配置效率的变化定义为  $AE = \sum_{m=1}^M (\lambda_m - s_m) \dot{x}_m$ , 它表示为产出弹性较高, 回报少的行业的优先增长状况; 规模效率的变化定义为  $SE = (\sum_{m=1}^M \epsilon_m - 1) \sum_{m=1}^M \lambda_m \dot{x}_m$ , 它表示其他条件不变时, 由于经济规模变化带来的效率改变。在具体的生产函数设定下, 我们可以根据(4)对生产率状况进行分解。

## 2. 全要素生产率的估计和分解

在本文中, 我们采用了设定较为灵活的超越对数函数形式, 即:

$$\begin{aligned} \ln y_{it} = & \alpha_0 + \alpha_K \ln K_{it} + \alpha_L \ln L_{it} + \alpha_T t + \frac{1}{2} \alpha_{KK} (\ln K_{it})^2 + \frac{1}{2} \alpha_{LL} (\ln L_{it})^2 \\ & + \alpha_{KL} \ln K_{it} \ln L_{it} + \frac{1}{2} \alpha_{TT} t^2 + \alpha_{TK} t \ln K_{it} + \alpha_{TL} t \ln L_{it} + v_{it} - u_{it} \end{aligned} \tag{5}$$

这里,  $K_{it}$  和  $L_{it}$  分别代表  $i$  省在第  $t$  年的资本和劳动力投入量,  $t \ln K_{it}$  和  $t \ln L_{it}$  用来刻画技术的非中性进步。 $v_{it}$  是随机误差项, 它服从均值为 0, 方差为  $\sigma_v^2$  的正态分布。 $u_{it}$  是技术非效率参数, 它服从均值为  $\mu$ , 方差为  $\sigma_u^2$  的非负断尾正态分布。一旦得到了(4)式中的参数, 我们就可以根据定义计算出  $TFP$ 、 $TP$ 、 $TE$ 、 $AE$  及  $SE$ 。

为了对模型(5)进行估计, 我们需要有各省 GDP ( $y$ )、资本存量  $K$ , 以及劳动力投入  $L$  的数据。其中, 各省的 GDP 和劳动力投入数据可以直接从历年的《中国统计年鉴》获取, 而资本存量数据则仿照张军的做法, 根据永续盘存法得到<sup>①</sup>。

利用这些数据, 我们对超越对数随机前沿模型进行了估计。为了让估计结果更为可靠, 我们在估计过程中考虑了不同的模型设定。这里, 设定  $H_0$  就是最基本的超越对数函数形式。设定  $H_1$  假设了  $\alpha_{KK} = \alpha_{LL} = \alpha_{KL} = \alpha_{TT} = \alpha_{TK} = \alpha_{TL} = 0$ 。这时, 前沿生产函数退化到了 Cobb-Douglas 型函数。设定  $H_2$  假设  $\alpha_T = \alpha_{TT} = \alpha_{TK} = \alpha_{TL} = 0$ 。在这种设定下, 将不存在技术进步。设定  $H_3$  假设  $\alpha_{TK} = \alpha_{TL} = 0$ 。在这种设定下, 技术进步将是希克斯中性的。设定  $H_4$  剔除了  $H_0$  假设之下不显著的项, 重新进行了回归。在表 1 中, 给出了所有五种假设下, 利用极大似然估计法对模型估计的结果。

表 1 超越对数随机前沿模型估计结果

	H <sub>0</sub>	H <sub>1</sub>	H <sub>2</sub>	H <sub>3</sub>	H <sub>4</sub>
lnK	-1.364*** (-3.70)	0.674*** (3.67)	0.218 (1.19)	0.419*** (10.18)	-1.304*** (-4.44)
lnL	0.813** (2.84)	0.387* (2.12)	0.489*** (3.35)	0.117*** (4.72)	0.117*** (6.33)

① 张军、吴桂英、张吉鹏,《中国省际物质资本存量估算:1952-2000》,《经济研究》2004 年第 10 期。

续表 1

	H <sub>0</sub>	H <sub>1</sub>	H <sub>2</sub>	H <sub>3</sub>	H <sub>4</sub>
$t$	0.415*** (5.44)		0.067*** (8.74)	0.032*** (4.94)	0.449*** (10.52)
$(1/2)(\ln K)^2$	0.222*** (3.35)	-0.116** (-3.26)	-0.035 (-1.18)		0.176*** (5.98)
$(1/2)(\ln L)^2$	-0.013 (-0.20)	-0.334*** (-6.28)	-0.192*** (-4.63)		
$\ln K \ln L$	-0.062 (-1.00)	0.183*** (4.84)	0.081** (2.67)		
$(1/2)(t)^2$	0.000 (0.15)		-0.004*** (-6.36)		
$t \ln K$	-0.041*** (-4.90)				-0.039*** (-9.51)
$t \ln L$	0.008 (-2.59)				
$c$	11.43*** (6.73)	1.483* (2.02)	5.166*** (5.62)	4.985*** (9.83)	13.30*** (9.07)
$\sigma^2$	0.700 (-0.69)	0.0926*** (-6.85)	0.4045* (-2.27)	0.4617 (-1.76)	1.1414 (0.22)
$\gamma$	0.100*** (14.58)	0.994*** (13.27)	0.999*** (16.82)	0.999*** (14.70)	0.100*** (13.63)
$\mu$	0.789** (2.61)	0.644*** (9.23)	0.953*** (6.04)	0.829*** (4.23)	0.488 (0.83)
$\eta$	-0.014** (-2.59)	-0.007 (-0.96)	0.001 (0.14)	-0.000 (-0.21)	-0.010** (-2.87)
N	186	186	186	186	186
对数似然值	361.127	328.694	353.075	317.583	354.191

注:(1)\*、\*\*、\*\*\*分别表示在10%、5%和1%显著性水平下显著;(2)括号中数字为t值。

为了考察究竟哪一种设定形式更能符合数据的情况,我们构建了广义似然比函数进行检验。结果显示,设定  $H_1$ 、 $H_2$ 、 $H_3$ 、 $H_4$  的原假设都被拒绝了。因此我们没有采用这些设定下的简化形式,而是采用了设定  $H_0$  的模型,用根据这一模型估计的参数来计算了  $TFP$ 、 $TP$ 、 $TE$ 、 $AE$  及  $SE$ 。

### (三)变量的描述性统计

我们已经得到了本研究最重要的解释变量“工业机器人冲击指数”,以及最重要的被解释变量——全要素生产率的变化速度。除了这些核心变量外,我们的研究还会用到一些其他的变量,例如用来控制资本强度的“劳均资本存量”、用来控制出口强度的“经营单位所在地出口额”、用来控制外商直接投资的“外商投资企业投资总额”、用来控制工业发展情况的“规模以上工业企业单位数”,以及用来控制产业结构的“第二和第三产业增加值之比”,用于控制人口结构的“老龄化率”,老龄化率为各年度分省人口抽样调查65岁及以上人口数除人口抽样调查人口数得到。以及用于控制教育水平的“预算内教育经费”等。所有这些数据都从2009-2014年《中国统计年鉴》搜集整理得到。在表2中,我们分别给出了所有变量的定义,以及其描述性统计。

表 2 变量的描述统计

变量符号	变量含义	观察值	均值	标准差	最小值	最大值
<i>exposure</i>	工人安装机器量加权值	186	0.014	0.008	0.004	0.0634
<i>TFP</i>	全要素生产率的增速	186	0.389	0.022	-0.027	0.969
<i>TE</i>	技术效率变化率	186	0.429	0.01	0.043	0.987
<i>TP</i>	前沿技术进步率	186	0.062	0.019	0	0.16
<i>SE</i>	规模经济性	186	-0.067	0.02	-0.188	0.013
<i>AE</i>	配置效率	186	-0.031	0.023	-0.202	0.043
<i>labor</i>	城镇单位就业人员(万人)	186	492.799	114.857	21.11	80418
<i>laborshare</i>	劳动收入占比	186	0.559	0.022	0.44	0.706
<i>unemrate</i>	城镇登记失业率(%)	186	3.459	0.251	1.2	4.5
<i>old</i>	老龄化率	186	0.091	0.0064	0.048	0.1412
<i>capitalper</i>	劳均资本存量(千元/人)	186	61.148	11.279	30.048	1973.28
<i>pergdp</i>	人均 GDP(元/人)	186	40421.1	8223.042	10971	105231
<i>export</i>	经营单位所在地出口额(亿美元)	186	6063.311	2389.182	25.188	64608.7
<i>fdi</i>	外商投资企业投资总额(百万美元)	186	97946.74	27336.99	534	718131
<i>Industnum</i>	规模以上工业企业单位数(个)	186	12388.79	3070.606	56	64364
<i>ratio</i>	产业结构比例	186	1.198	0.1134	0.273	2.002
<i>edufee</i>	预算内教育经费(亿元)	186	541.303	146.836	57.71	1779.5

#### 四、计量分析

##### (一)工业机器人使用强度对全要素生产率的影响

本节中,我们将用计量方法分析工业机器人使用状况对全要素生产率的影响。在图 2 中,我们用混合截面数据给出了各省的“工业机器人冲击指数”(exposure)与“全要素生产率的增速”(TFP)之间的关系。由图 2 可见,这两个变量之间呈现出了十分明显的正相关关系。这从直观上启发我们,当一个地区更为密集地使用工业机器人时,当地的生产率水平可能会更高。

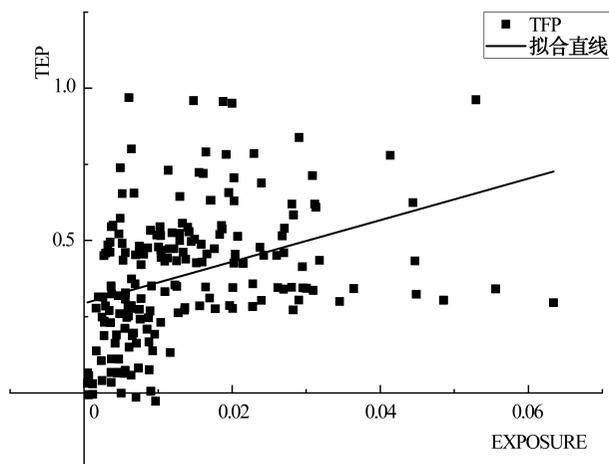


图 2 工业机器人使用强度与全要素生产率增速的关系

不过,影响全要素生产率的因素是多方面的,这种简单的统计相关并不能说明两者的因果关系,要找出两者的因果关系,我们必须排除其他各种因素的影响。为此,我们进行了回归分析。为了保证结果的稳健性,我们采用了多种模型设定,并分别采用了混合截面模型、固定效应模型,以及随机效应模型来进行估计,其结果是类似的。为节省篇幅,我们只汇报了用固定效应模型回归的结果,见表3。

表3 全要素生产率的影响因素回归

被解释变量	I 当年 TFP 增速	II 当年 TFP 增速	III 下年 TFP 增速	IV 下年 TFP 增速
<i>exposure</i>	0.991*** (4.55)	0.974*** (3.26)	1.071*** (5.11)	1.052*** (4.12)
$\ln(\text{capital per})$		-0.000 (-0.02)		0.001 (0.03)
$\ln(\text{labor})$		-0.070 (-1.84)		-0.059 (-1.77)
$\ln(\text{export})$		0.005 (0.66)		0.013 (0.49)
$\ln(\text{industnum})$		-0.024 (-1.88)		0.019 (-1.92)
$\ln(\text{ratio})$		0.025 (1.20)		0.037* (1.88)
$\ln(\text{fdi})$		0.000 (0.02)		0.012 (0.012)
$\ln(\text{gdpper})$		-0.080 (-1.82)		0.032 (1.02)
$\ln(\text{laborshare})$		-0.022 (-0.57)		0.037 (0.57)
<i>old</i>		0.639** (2.37)		0.501* (1.85)
$\ln(\text{edu fee})$		0.014 (0.71)		-0.001 (-0.02)
$\ln(\text{unemrate})$		-0.010 (-0.39)		-0.042 (-1.18)
常数项	0.403*** (115.27)	1.638*** (7.21)		0.258 (0.81)
使用聚类标准误	YES	YES	YES	YES
省份数量	31	31	31	31
观测值	186	186	155	155
R <sup>2</sup>	0.292	0.800	0.273	0.691

注:(1)\*、\*\*、\*\*\*分别表示在10%、5%和1%显著性水平下显著;(2)括号中数字为t值。

在表3的I、II两列中,被解释变量是当年的TFP增速。从第I列容易看到,当我们不加任何控制变量时,*exposure*的系数为0.991,且在1%的显著性水平下显著。而第II列则表明,在加入了各种控制变量后,系数减小到了0.974,但依然是在1%的显著性水平下显著的。这表明,在在给定其他条件不变的情况下,一个地区的每千人工业机器人保有量每上升一个单位,全要素生产率的增速就对应上升0.974个单位。这一结论表明,和计算机、互联网等技术不同,工业机器人对于生产率的提升具有十分直接的影响,并且这种影响无论是在统计意义上,还是在经济意义上都很显著。由此可见,在以

人工智能和机器人为代表的新一轮技术变革中,可能不再会像之前的“数字经济革命”那样,出现所谓的“索洛悖论”情形,而是会从一开始就表现为促使生产率的大规模提升。

考虑到机器人使用的影响可能会有滞后性,我们进一步用下一年的 TFP 增速作为被解释变量重复进行了回归。根据第 III 列显示,当加任何控制变量时,*exposure* 的系数为 1.071;而第 IV 列则显示,虽然加入了各种控制变量后,系数降低到了 1.052,但从数量上都大于用当期 TFP 增速作为被解释变量时的系数。这表明,使用工业机器人进行生产所产生的影响可能会有一定的滞后性,它对于生产率增速的长期影响可能会大于其短期的影响。

需要指出的是,在本研究涉及的时间段内,虽然变量 *exposure* 出现了大幅度提升,但总体来说,其数值还很低。可以预见,随着新一轮技术革命的进一步深入,这一数值还将不断提升。在这一力量的推动之下,它对生产率的带动作用还将不断增加。在不久的未来,很可能会出现新一轮的生产率高速增长。

### (二)工业机器人对生产率影响的机制分析

通过前面的分析,我们已经知道工业机器人的使用的确可以显著地促进生产率的发展。但是,这种促进作用又是怎样发生的呢?为了搞明白这点,我们分别绘制了 *exposure* 同 *TP*、*TE*、*AE* 及 *SE* 的关系图,见图 3。从直观上看,*exposure* 和 *TE*、*SE* 存在着明显的正相关关系,而与 *TP*、*AE* 却没有明显的正相关关系。这表明,工业机器人对生产率的促进作用可能更多地表现在对技术效率的改进,以及对规模效益的促进上。

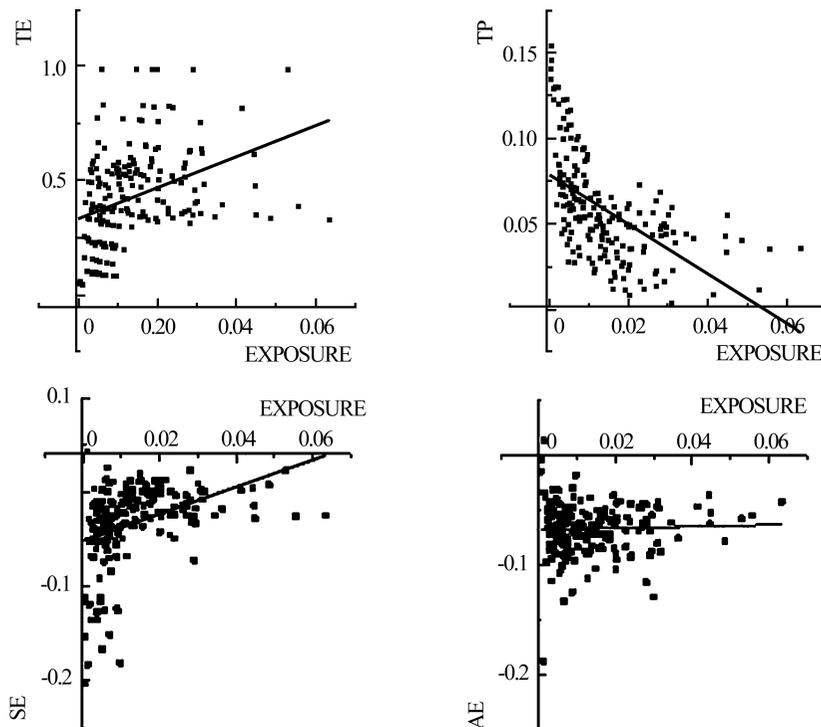


图 3 工业机器人使用强度与 *TP*、*TE*、*AE* 及 *SE* 的关系

为了对上述机制进行验证,我们进行了回归分析。为了保证回归结果的稳健,我们在回归中逐步加入了各类控制变量,并分别用混合截面模型、固定效应模型,以及随机效应模型进行了回归。由于得到的结果比较类似,因此只报告了用固定效应模型回归的结果,见表 4。

表 4 TP、TE、AE 及 SE 的影响因素回归

被解释变量	(1) TP	(2) TE	(3) SE	(4) AE
<i>exposure</i>	-5.050 (-0.80)	1.104*** (4.16)	1.155*** (3.95)	-0.040 (-0.10)
$\ln(\text{capital per})$	0.584 (0.95)	-0.193*** (-7.50)	0.097*** (3.42)	-0.041 (-1.11)
$\ln(\text{labor})$	1.411* (1.76)	-0.179*** (-5.32)	0.006 (0.15)	-0.041 (-0.81)
$\ln(\text{export})$	0.129 (0.75)	-0.023** (-3.11)	-0.011 (-1.41)	0.015 (1.41)
$\ln(\text{industnum})$	0.252 (1.16)	-0.015* (-1.66)	0.000 (0.04)	0.004 (0.28)
$\ln(\text{ratio})$	0.193 (0.72)	-0.004 (-0.32)	0.011 (0.88)	-0.034** (-2.05)
$\ln(\text{fdi})$	-0.684 (-0.74)	0.090 (2.30)	-0.081* (-1.89)	0.030 (0.52)
$\ln(\text{gdpper})$	0.908** (2.07)	-0.029 (-1.59)	-0.018 (-0.88)	0.027 (0.97)
$\ln(\text{laborshare})$	0.203 (0.25)	-0.001 (-0.03)	-0.041 (-1.09)	0.026 (0.52)
<i>old</i>	-5.157 (-0.90)	-0.05 (-0.20)	0.188 (0.71)	0.424 (1.19)
$\ln(\text{edufee})$	-0.409 (-0.96)	0.018 (1.03)	0.013 (0.66)	-0.000 (-0.02)
$\ln(\text{unemrate})$	0.572 (1.07)	0.090*** (4.02)	0.028 (1.13)	-0.038 (-1.13)
常数项	-9.491* (-1.97)	0.014 (0.07)	0.172 (0.77)	0.233 (0.78)
使用聚类标准误	YES	YES	YES	YES
省份数量	31	31	31	31
观测值	186	186	186	186
R <sup>2</sup>	0.241	0.934	0.306	0.635

注:(1)\*、\*\*、\*\*\*分别表示在10%、5%和1%显著性水平下显著;(2)括号中数字为t值。

由表4,在控制了各种其他因素后,*exposure*对TE和SE的影响是在1%的显著性水平下显著的,而对TP和AE则没有显著的影响,这也印证了我们之前的直观猜测,即工业机器人的使用主要是通过提升技术效率,以及促进规模效益这两条途径促进了全要素生产率的提升。与此同时,工业机器人的使用并没有促进技术前沿,也没有对配置效应产生明显的影响。考虑到机器人使用的影响会有一些的滞后性,我们还采用下一年的TP、TE、AE及SE作为被解释变量重复了以上回归,结果十分类似。考虑篇幅,这些结论没有再次给出。

我们认为,这种结果主要是由于工业机器人的技术特征决定的。目前,工业机器人主要被应用于某一个技术流程内部,以便在该流程代替繁重的人力劳动。即使在最近几年,人工智能技术被大规模应用于工业机器人,但工业机器人的最重要功能并没有发生改变。由于这种特点,工业机器人的使用所改变的,只会是流程的完成效率,而不会改变流程本身,因此它对于技术前沿并不会产生影响,但会显著改善技术效率。由于工业机器人在完成规模化、集约化、重复化的工作上非常有优势,因此它可

以大幅度提升生产的规模效率。而资源的配置效率问题主要发生在流程之间、企业之间,因此至少在现阶段,工业机器人的使用并不会对配置效率产生显著的改善。

(三)工具变量回归

直接用  $TFP$  等变量对  $exposure$  进行回归会遭遇潜在的内生性问题。例如,一些经济政策可能同时促进工业机器人的使用,并在同时通过其他途径提升全要素生产率。在这种情况下,简单的 OLS 回归就可能会让结果出现偏误。为了排除这种影响,我们仿照 Acemoglu 和 Restrepo 的做法构造了工具变量“工业机器人冲击指数”<sup>①</sup>。

假设在第  $t$  年,美国的  $j$  产业的“工业机器人冲击指数”为  $usexposure_{jt}$ ,且  $j$  产业在  $i$  省的产值中所占的比重为  $s_{ijt}$ ,则我们可以构建如下指数作为工具变量:

$$usexposure_{it} = \sum_{j=1}^N s_{ijt} \cdot usexposure_{jt} \quad (6)$$

由于全世界工业机器人的发展趋势有一定的相关性,因此容易知道  $usexposure_{it}$  和  $exposure_{it}$  之间存在着较为明显的正相关性。但与此同时,中国的相关政策以及中国受到的冲击都不会直接影响美国各产业的机器人使用状况,因此不可观测的误差项将不会影响  $usexposure_{jt}$ ,当然也不会影响  $usexposure_{it}$ 。因此从理论上讲,在使用  $usexposure_{it}$  作为工具变量将可以比较好地克服内生性问题。

我们用 IFR 的美国数据构建了  $usexposure_{it}$ ,并以此作为工具变量,用 2SLS 重新估计了  $exposure$  对  $TFP$ 、 $TP$ 、 $TE$ 、 $AE$  及  $SE$  的影响。在表 5 中,给出了估计的相关结果。其中,第(1)列是第一阶段的回归,(2)–(6)列是第二阶段的回归结果。

表 5 工具变量回归的结果

被解释变量	(1) <i>exposure</i>	(2) TFP	(3) TP	(4) TE	(5) SE	(6) AE
<i>usexposure</i>	0.746*** (4.72)					
<i>exposure</i>		0.993*** (3.27)	-4.927 (-0.82)	1.117*** (3.92)	1.201*** (3.77)	-0.027 (-0.10)
$\ln(capitalper)$	0.227 (0.85)	-0.000 (-0.02)	0.577 (0.98)	-0.185*** (-6.72)	0.102*** (3.47)	-0.042 (-1.12)
$\ln(labor)$	0.001 (0.72)	-0.066 (-1.82)	1.372 (1.56)	-0.183*** (-5.32)	0.006 (0.15)	-0.051 (-0.80)
$\ln(export)$	-0.288 (-0.69)	0.005 (0.63)	0.130 (0.75)	-0.027** (-3.12)	-0.012 (-1.43)	0.019 (1.52)
$\ln(industnum)$	2.891 (1.23)	-0.031 (-1.72)	0.250 (1.14)	-0.017 (-1.64)	0.000 (0.04)	0.002 (0.26)
$\ln(ratio)$	0.001 (1.13)	0.029 (1.21)	0.182 (0.74)	-0.004 (-0.32)	0.013 (0.86)	-0.035** (-2.02)
$\ln(fdi)$	0.411 (2.09)	0.000 (0.02)	-0.671 (-0.741)	0.092 (2.31)	-0.083* (-1.92)	0.031 (0.52)
$\ln(gdp\ per)$	0.721 (0.02)	-0.091 (-1.84)	0.917** (2.06)	-0.034 (-1.61)	-0.021 (-0.87)	0.029 (0.98)
$\ln(laborshare)$	0.569 (0.01)	-0.022 (-0.52)	0.194 (0.25)	-0.000 (-0.03)	-0.042 (-1.09)	0.031 (0.58)

① Acemoglu D., Restrepo P., “Robots and Jobs: Evidence from US Labor Market”, *NBER Working Paper*, 2017, No. 23285.

续表 5

被解释变量	(1) <i>exposure</i>	(2) TFP	(3) TP	(4) TE	(5) SE	(6) AE
<i>old</i>	0.315 (0.02)	0.649** (2.32)	-4.291 (-1.21)	-0.049 (-0.20)	0.191 (0.72)	0.427 (1.22)
$\ln(\text{edu fee})$	-1.299 (-1.33)	0.014 (0.70)	-0.411 (-0.94)	0.022 (1.03)	0.014 (0.67)	-0.000 (-0.02)
$\ln(\text{unemrate})$	0.001 (0.02)	-0.008 (-0.32)	0.567 (1.07)	0.093*** (4.31)	0.028 (1.14)	-0.039 (-1.15)
常数项	0.021* (1.71)	1.549*** (6.29)	-9.487* (-1.94)	0.015 (0.07)	0.173 (0.76)	0.241 (0.79)
使用聚类标准误	YES	YES	YES	YES	YES	YES
省份数量	31	31	31	31	31	31
观测值	186	186	186	186	186	186
R <sup>2</sup>	0.826	0.831	0.252	0.841	0.306	0.635

注：(1) \*、\*\*、\*\*\* 分别表示在 10%、5% 和 1% 显著性水平下显著；(2) 括号中数字为 *t* 值。

由(1)可知, *exposure* 和 *usexposure* 之间的相关性十分显著, R<sup>2</sup> 高达 0.826, 对应的 F 值为 44.87, 远高于经验的临界点 10, 因此可以肯定不存在弱工具变量问题。由(2)–(6), 在用 2SLS 回归之后, *exposure* 对 TFP、TE 及 SE 的影响依然都是在 1% 的显著性水平下显著的, 而 *exposure* 对 TP 和 AE 则依然没有显著影响。其结果和前两节中用 OLS 得到的结果完全一致, 这说明了之前结论的可靠性。

## 五、结论和政策问题讨论

目前, 以人工智能、机器人为主要技术代表的“第二次机器革命”正在到来。与历次技术革命一样, 它同样带来了许多亟待回答和解决的问题。在本节中, 我们将结合前面的计量分析, 对一些相关的问题进行探讨。

### (一) 新一轮技术革命究竟能否促进生产率的再次成长?

自 2008 年的国际金融危机之后, 经济增长放缓一直是全世界面临的一个共同问题, 而全要素生产率增长放缓则是造成这一现象的根本原因。在这种背景下, 新一轮技术革命究竟能否让全要素生产率的增幅上升、能否支撑起新的经济繁荣, 就成为了各界共同关心的问题。

如前所述, 关于这一问题, 有两种截然不同的观点。以 Brynjolfsson 及其合作者为代表的“技术乐观派”认为, 这一轮技术进步将会是新一轮繁荣的起点; 而以 Gordon、Cowen 为代表的“技术悲观派”则认为新一轮技术进步难逃“索洛悖论”的预言, 很难让生产率实现实质性的增长。这两种理论观点的背后, 对应了截然不同的政策取向。根据前者的观点, 为了实现新的繁荣, 应当把政策重心放在对新技术研发和应用的促进上; 而根据后者的观点, 政策的重心则应该是解决收入分配等一些社会性的问题。

根据本文的计量分析结果, 工业机器人的使用对于全要素生产率增速的促进作用是十分显著的。并且, 这种促进作用在当前还没有完全体现出来, 即本轮技术革命并没有表现出所谓的“索洛悖论”特征。其理由有三: 一是新技术的使用规模还有很大的发展空间。目前, 工业机器人的使用主要集中在生产领域, 并且其使用率也是较低的。从这个角度看, 其发展的空间还很大, 因此仅仅通过使用量的扩张, 工业机器人使用所能带动的全要素生产率上升就是相当可观的。二是新技术的应用范围还有

很大潜力。无论是人工智能,还是机器人,都是所谓的“通用目的技术”,它们不仅可以用于生产环节,更可以应用于设计、销售等其他环节<sup>①</sup>。从这个角度看,这些新技术的潜力还很大。三是考虑到生产率相对于技术变革的滞后性,可以预见未来几年源于新技术变革的生产率上升将会更为明显。一般来说,通用目的技术要发挥作用,就需要有相应的技术、组织等方面的配套来加以支持<sup>②</sup>。由于这些配套通常是滞后的,因此在技术变革的发生和其效果的完全体现之间一般会有一段时间间隔<sup>③</sup>。根据这点,我们认为在不久的将来,生产率将会出现一轮比较迅速的增长。

(二)面对新的技术变革,应当采用怎样的对应政策?

从总体上行说,面对技术变革,政策要做的事主要有两个方面:一方面要尽力保证技术变革的正面作用全面得到发挥;另一方面则要处理好技术变革过程中出现的一系列矛盾和问题,保障整个技术变革的顺利进行。

第一方面,在当前这轮技术变革之下,要让新技术的作用充分发挥,需要重点做好如下几点。第一,要重视相关基础设施的建设。如前所述,这一轮技术变革的代表技术,如人工智能和机器人都是通用目的技术,它们的潜在应用场景很多、潜力很大,但它们的作用发挥,却需要有相关基础设施的投入才行。举例来说,从理论上讲,现在我们已经可以利用工业互联网在远程通过机器人设备进行相关的工业操作。但从实践上看,由于缺乏足够的传输能力,因此控制和反馈之间可能会出现较大的时滞,这一缺点使得远程操作的能力很难有效发挥。而如果5G网络可以普及,这一问题就可以迎刃而解。从这个角度看,要让新技术有效得到发挥,基础设施的建设应当先行。

第二,应当通过一定的优惠和补贴,促进新技术的应用规模和范围迅速提高。一般来说,新技术的使用成本会具有很强的规模效应。如果只有少数的几家企业应用一项技术,它们就需要自行投入很多的固定成本,其总成本就会很高;如果技术在全社会范围内被广泛应用了,那么部分固定成本就可以由多个企业分担,从而让任何一个企业的使用成本都降到足够低。目前,人工智能、机器人等技术虽然在媒体上经常被提及,但它们的实际的利用率却还很低,而使用成本过高,就是造成这一现象的一个重要原因。面对这一情况,政府应当出台对新技术的使用者进行一定的补贴或优惠,以促进这些新技术能够在较短时间内被更多人使用,技术本身可以在较短时间内扩散。唯有如此,这些新技术才能更好发挥其作用。

这里尤其需要指出的是,政府应当对一些促进配置效率改进的应用技术给予更多的政策优惠。很多研究表明,目前制约我国全要素生产率上升的一个关键因素是资源在部门之间、企业之间的错配<sup>④</sup>。因此,纠正错配,让有效资源利用得更有效率,就是提升全要素生产率的一项关键之举。不过,由于纠正资源错配往往涉及到企业之间,甚至产业之间的关系,因此其作用远不像提升某一个生产环节那么明显,因此这项工作在实践中就不太被人重视。一个典型的例子是,我们在一些企业访谈中,发现企业更热衷于投资于工业机器人等直接提升生产效率的设备,而对于用人工智能改善物流、仓储效率则并不感兴趣。针对这些问题,政府应当设计相应的激励方案,来对企业的投资方向进行有力引导。

① Bresnahan T., Trajtenberg M., “General Purpose Technologies: ‘Engines of Growth’?” *Journal of Econometrics*, 1992, 65(1), pp. 83-108.

② Vincenzi M., “Information Technology, Complementary Capital, and the Transatlantic Productivity Divergence”, in Allegrezza S., Dubrocard A., (eds), *Internet Econometrics*, New York: Palgrave Macmillian, 2012, pp. 13-42.

③ Brynjolfsson E., Rock D., Syverson C., “Artificial Intelligence and the Modern Productivity Paradox: A Clash of Expectations and Statistics”, *NBER Working Paper*, 2017, No. 24001.

④ Hsieh C., Klenow P., “Misallocation and Manufacturing TFP in China and India”, *Quarterly Journal of Economics*, 2009, 124 (4), pp. 1403-1448; 陈永伟、胡伟民,《价格扭曲、要素错配和效率损失:理论和应用》,《经济学(季刊)》2011年第4期。

第二方面,所有的技术变革都是“破坏性的创造”(destructive creation),都会在促进生产率提升、促进经济繁荣的同时,带来失业、收入分配恶化等问题。这一轮以人工智能和机器人为代表的技术变革当然也不例外。并且,与以往的所有技术变革相比,这一轮变革引发的冲击范围更大、程度也更为强烈,因此如果不对这些问题进行妥善处理,就很有可能引发社会动荡。为了防止这种情况的出现,以下几点是应当做到的:

一是要改革现有的教育和培训体系,引导那些被人工智能和机器人替代的劳动力及时学习新的岗位知识和技能,从而实现重新就业。

二是要拓展就业渠道,善于运用共享经济、零工经济等新的经济形式,发挥好它们的就业蓄水池作用。<sup>①</sup>应当用各项政策促使这些新经济形势的发展,不应当用不合理的规制去束缚它们。

三是要借助新的金融工具,以促进劳动者、雇主,以及培训机构三者之间的合作。例如,可以考虑推出“工作抵押”贷款,让寻找工作的劳动者以未来的工作收入为抵押,接受相关的技术培训,从而消除劳动者、雇主和培训机构之间的信息不对称和协调失灵,从而保证失业人员的培训和再就业及时进行。<sup>②</sup>

四是要发挥好社会保障的兜底作用,让那些因新技术冲击而失业,且无法成功再就业的人员的基本生活得到保障。

如果可以有效做到以上几点,就可以扬长避短,将新技术的正面效应发挥到最大,负面效应压缩到最小。

---

## Robots and Productivity: A Research based on Provincial Panel Data

Chen Yongwei Zeng Zhaorui

(Research Department at Comparative Studies, Beijing 100029, P. R. China;  
University of Chinese Academy of Social Sciences, Beijing 102488, P. R. China)

**Abstract:** In this paper, we use provincial panel data to study the impact of industrial robots use on total factor productivity. The results show that more use of industrial robots for production can effectively improve the total factor productivity of a region. Further, we analyze the mechanism of this impact, and find that the use of industrial robots has an impact on productivity mainly through improving technological efficiency and promoting scale efficiency. In view of the current production, industrial robots and other new technologies are still relatively small in scale and narrow in scope, which shows that in the future, related new technologies have great potential in promoting productivity.

**Keywords:** Industrial robots; Artificial intelligence; Total factor productivity

[责任编辑:郝云飞]

---

① 张新红、于凤霞:《共享经济 100 问》,北京:中共中央党校出版社,2019 年,第 71-73、151-153 页。

② Kaplan J., *Humans Need Not Apply: A Guide to Wealth and Work in the Age of Artificial Intelligence*, New Haven: Yale University Press, 2015, pp. 159-188.