

人口老龄化背景下人工智能的 劳动力替代效应^{*}

——基于跨国面板数据和中国省级面板数据的分析

陈秋霖 许 多 周 羿

【摘 要】文章基于跨国面板数据和中国省级面板数据,构建二阶段最小二乘回归模型,通过研究人口老龄化如何影响人工智能应用及人工智能应用如何影响经济增长,考察在老龄化背景下,人工智能对劳动力是否存在替代效应和存在怎样的替代效应。研究结果表明,人口老龄化导致的劳动力短缺会促使一个经济体更多地应用智能化生产,人口老龄化是人工智能发展的诱因;智能化生产对当地生产总值有正向影响,有助于抵偿人口老龄化所造成的经济增长放缓,人工智能是应对老龄化的重要工具。当前人工智能发展属于“诱导式创新”,与劳动力之间是替代关系,而且是“补位式替代”,不是“挤出式替代”。如果维护好这些特征,人工智能将在未来老龄化大背景下为中国经济做出更大的贡献。

【关键词】老龄化 人工智能 智能化生产 替代效应

【作 者】陈秋霖 中国社会科学院人口与劳动经济研究所,副研究员;许 多 北京大学国家发展研究院,博士研究生;周 羿 北京大学社会研究中心,助理教授。

一、研究背景

人口老龄化和人工智能的快速发展是当前中国经济发生深刻变革的关键原因。一方面,随着人口老龄化的加速,劳动力成本增加,制约经济发展;另一方面,人工智能作为新一轮科技革命和产业变革的核心力量,将重构生产、分配、交换、消费等经济活动各环节。智能化生产^①是当前人工智能在经济活动中的主要应用方式。智能化生产能替代一

^{*} 本文为北京大学光华思想力课题“人口老龄化与中国长期经济增长”的阶段性成果。

^① Uhlmann 等(2017)在关于德国工业 4.0 的讨论中,提出将智能化生产理解为一种以机器的认知能力(或者说“智能”)作为有效互动基础的生产系统。所谓智能化生产,是指人和机器在分布式工业生产环境中以更为复杂、更为数字化的形式合作。与传统工业生产的模式不同,智能化生产中的人机合作采取的是一种基于信息物理系统和因特网的数据驱动模式。

部分传统岗位,减少经济体对劳动力数量的总需求,从而弱化,甚至补偿人口老龄化对经济增长造成的负面影响(可称之为“补位式替代”)。然而,智能化生产同样可能带来负面后果,如替代传统岗位造成失业和加剧收入两极分化,使一部分人更加无力应对老龄化(可称之为“挤出式替代”)。那么,人工智能能否作为补偿劳动力规模下降的替代手段去缓冲,甚至解决老龄化对经济增长的负面冲击?政府是否应该有针对人工智能行业的产业扶持政策?这些问题引起了学者、公众和政策制定者的广泛关注和激烈争论(Schwab, 2017)。因此,厘清人工智能和经济发展在人口老龄化背景下的互动关系不仅在学术上有贡献,也能为政策制定提供参考。

人工智能和劳动力市场如何相互影响是近几年来的一个研究热点。已有研究主要使用以下两种分析方法:(1)邀请专家对一国的各种职业的特征和可替代性进行评分,然后结合机器学习方法预测每个职业被人工智能替代的可能性。Frey 等(2017)使用这一方法预测美国 700 多个职业中有 47%可以在短期内被替代。之后,有研究预测了人工智能在其他国家对劳动力的替代性(Pajarinen 等, 2014; Brzeski 等, 2015)。例如,陈永伟、许多(2018)基于这一方法发现,中国总就业人口中的 76.8%在今后 20 年将受到人工智能技术的冲击。这一方法的优点是具有前瞻性,但存在两方面的缺陷。一是预测结果不够稳健。Arntz 等(2016)借鉴 Frey 等(2017)的方法估算出美国可被替代的职业仅占 9%。二是这一框架没有考虑劳动力市场会对技术变革做出相应调整并达到新的均衡,因而可能高估人工智能对劳动力的挤出效应。(2)使用工业智能机器人安装密度作为人工智能的代理变量,基于一般均衡模型进行分析。Acemoglu 等(2018a)指出,智能化生产对就业的影响取决于资本利率和劳动力价格的相对水平,而劳动力价格又会受到生产智能化程度的影响。Graetz 等(2015)基于 1993~2007 年 17 个国家的数据发现,由于工资和全要素生产率上升,机器人的使用让这些国家的 GDP 年增长率平均上升了 0.37 个百分点。基于德国数据的另一项研究也没有发现人工智能会造成失业(Dauth 等, 2017)。第二方法的优点是可以全面地分析人工智能对经济体的生产率、就业率、平均工资、工作强度等多个维度的影响。但上述研究在实证上主要采用工具变量法进行回归分析,而工具变量估计得到的只是局部平均干预效应,其结论只在特定条件下成立。更重要的是,在工具变量法中,人工智能和劳动力市场之间的相互作用被当作内生性噪音而消除掉,从而无法讨论整体的一般均衡结果。

上述两种方法均隐含外生性假设,即人工智能的发展和应用完全是外生的技术进步。这忽略了一个重要事实:智能化生产的应用和创新是厂商在当期要素价格和技术可选集条件下,为追求利润最大化所做出的内生选择。当劳动力成本随人口老龄化而上升时,智能化生产的经济回报将相对提高,厂商选择人工智能技术的动机也相应更强。也就是说,人工智能和经济发展之间的关系不是单向的。数据所显示的相关性不应被理解

为因果关联,而应理解为市场一般均衡下的结果(Abeliansky 等,2017)。

国际上,越来越多的研究开始探讨劳动力市场如何反过来影响人工智能的发展。基于人工智能设备完美替代劳动力的理论假设,Abeliansky 等(2017)预测人口增长率低的国家会率先采用智能技术——人口增长率每下降 1%,机器人安装密度增长率会上升近 2%。Acemoglu 等(2018b)针对美国 722 个通勤区的实证分析也发现,老龄化程度越高的地区,其机器人集成企业数量也相应越多。这一正向关联在对中等年龄(24~55 岁)劳动力依赖程度较高的行业中尤为明显。不过,以上研究都没有在实证分析中控制人力资本变量(如受教育水平和健康水平)。人口老龄化对劳动力市场的作用是双重的,既有对劳动力数量的直接效应,也有对劳动力质量,即人力资本的间接效应,而关于其间接效应是提高还是降低人力资本在学界仍有争论(Gradstein 等,2004)。在人工智能对老龄化的回归方程中如果没有控制劳动力质量指标,那么,回归结果同时包含了直接效应和间接效应,很难去诠释其含义。

在国内,现有研究仍缺少对人口老龄化背景下人工智能发展及其经济后果的系统梳理和实证研究。本文尝试从老龄化作为人工智能发展的诱因和人工智能作为应对老龄化的工具这两个维度,分别用跨国面板数据和中国省级面板数据进行实证研究,检验老龄化背景下人工智能对劳动力是否存在替代效应和存在怎样的替代效应。

二、实证假说

按照 Trajtenberg(2018)的观点,人工智能的技术创新可能是“赋能于人”的创新,也可能是“人力替代”的创新。这两类创新对劳动力市场的影响不同。在“赋能于人”的属性下,人工智能和劳动者之间是互补关系。这意味着随着人口老龄化,劳动力数量变得短缺,人工智能对于经济发展的推动作用也会变弱。在“人力替代”的属性下,人工智能和劳动者之间是替代关系。这意味着劳动力数量越短缺,工资成本越高,越能激发人工智能创新,人工智能对于经济发展的推动作用也会随着老龄化水平的提高而变强。正如 Hicks(1963)所说,生产要素的相对价格变动,本身就是对特定种类创新和发明的激励,以节约使用变得相对更贵的要素。随着工资的上升,发展和应用人工智能技术去替代劳动力变得更有利可图。这一效应被称为“诱导式创新”。诱导式创新有两个层面的政策含义:一方面,它说明厂商会通过技术选择和技术创新对劳动力市场的变化做出反应。所以,要想推动人工智能产业的发展,除了提供税收优惠和科研补贴外,政府还应该完善要素市场,让价格信号充分发挥其引导资源优化配置的功能。另一方面,它意味着人工智能不太可能会造成大规模失业,因为人工智能的应用在一定程度上是厂商对劳动短缺的自发调整,也就是人工智能对劳动力的替代效用是补位式的,而不是挤出式的。

本文参考 Abeliansky 等(2017)的理论思路设定本文的实证假说,从一般均衡的视角去理解人工智能和劳动力市场的互动关系。在人口老龄化的背景下,劳动力的增长逐渐

放缓,劳动力市场供不应求的现象增多,短期内均衡工资上升;同时,招工难将会提升企业用工成本、降低企业的最优用工量和最优产量,在宏观层面表现为经济增长放缓。从长期来看,随着劳动力成本的逐步升高,人工智能的性价比也会更加凸显;原本不经济的人工智能技术逐渐得到应用,企业用智能化设备来填补劳动力缺口,实现了产出的增长,在宏观层面表现为人工智能设备被广泛使用、经济增速得到提升,抵偿老龄化所造成的经济增长放缓。

由于工业制造业本身受容易工业智能机器人和自动化的影响,并且工业制造业吸纳了大量普通劳动力,其劳动力分布和农业、服务业相比更为集中,人工智能影响劳动力市场的研究在产业分布上突出工业制造业(杨伟国等,2018),本研究也首先聚焦于工业制造业,用刻画智能化生产水平的工业智能机器人安装指标,作为人工智能的代理变量。

基于上述理论思路,本文提出第一个实证假说:人口老龄化会促进工业智能机器人的安装。人口老龄化程度越高,说明劳动力相对越稀缺,增加劳动力所带来的边际成本也就越高。因此,在人口老龄化的国家或地区,工业智能机器人所创造的边际价值就越大,对于经济的促进作用也相应越明显。由此,本文提出第二个实证假说:当人口结构趋向于老龄化,工业智能机器人对经济增长的边际促进作用越大。

三、老龄化推动智能化生产:国际经验

近年来,全球几个主要地区的工业智能机器人年度安装量都呈上升趋势(见图1)。2010年后全球工业智能机器人安装量年均增长率高达12%。按照2017年国际机器人联盟(IFR)的报告,2016年全球工业智能机器人销量已达294312台。汽车行业长期以来是工业智能机器人的最大客户。从2015年开始,电子行业对工业智能机器人的需求迅速上升,2016年的新安装量占所有行业的31%。从国别看,中日韩等亚洲国家是工业智能机器人最主要的市场,2016年新安装量占全球总量的六成左右。

(一) 数据来源和变量构造

本文用国际机器人联盟(IFR)公布的数据集和世界银行数据库中的国别数据检验第一个实证假说。IFR数据包含50个国家1993~2016年分年度分行业的工业智能机器人^①安装量和存量,覆盖全球工业智能机器人市场90%的安装信息。为了匹配不同数据库数据,本文采用2007~2016年14个安装工业智能机器人较多的国家^②的数据。这些国家工业智能机器人安装量较大,2016年的机器安装量占IFR所有会员国安装量的84.8%。从世界银行数据库选取相应年份的15~64岁人口数、65岁及以上人口数、劳动

① 根据IFR的定义,工业智能机器人是“自动控制的、可重复编程的、多用途操作器,可在三轴或更多轴上编程,在智能化生产应用时可以固定定位或移动”。

② 这14个国家分别是:巴西、德国、法国、韩国、加拿大、美国、墨西哥、日本、泰国、西班牙、意大利、印度、英国和中国。

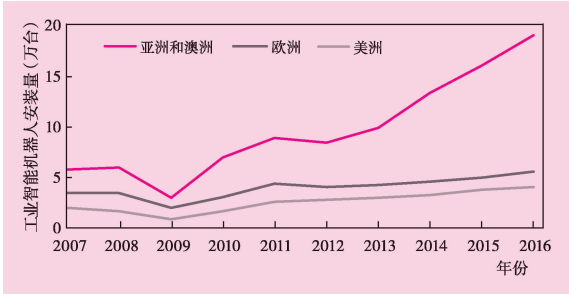


图1 2007~2016年全球分地区的工业智能机器人安装量变动趋势

资料来源:《2017年国际机器人联盟世界工业智能机器人报告》(https://ifr.org/downloads/press2017/Executive_Summary_WR_2017_Industrial_Robots.pdf)。

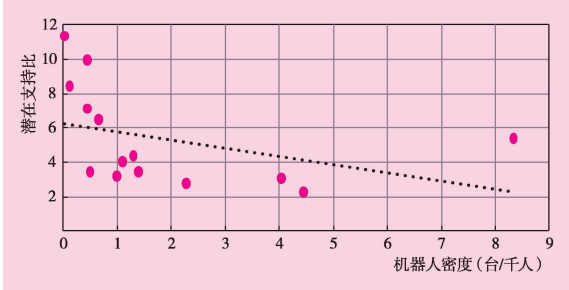


图2 潜在支持比和人均累积机器人安装量的相关性

资料来源:《2017年国际机器人联盟世界工业智能机器人报告》、世界银行数据库(<https://data.worldbank.org.cn/indicator>)。

力规模、就业率、人均GDP、中学毛入学率、出生时预期寿命、粗出生率和制造业增加值占GDP的比重。

本文关注的因变量是机器人安装密度,其定义为:一国累积的工业智能机器人安装数量除以同年总就业人数(劳动人口数量乘以就业率),用IFR数据库的机器人安装数据、世界银行数据库的劳动就业数据进行构造。这一指标越高,说明所在国家的智能化生产水平越高。本文的关键自变量是潜在支持比(PSR),其定义为:15~64岁人口数除以65岁及以上老龄人口数,也就是“老年人口抚养比”的倒数。这一指标越低,说明所在国家的老龄化程度越高。

图2显示,总体上潜在支持比越低的国家,机器人安装密度相应越高,也就是人口老龄化程度越高的国家,智能化生产水平越高。这在直观上与第一个实证假说一致。假设各国面临的技术可选集是相似的,那么,老龄化程度与智能化生产水平之间的正相关关系说明老龄化会让生产者更有动机去使用人工智能技术。

本文主要关注老龄化造成的劳动力规模下降对人工智能应用的影响,因此需要控制劳动力人力资本的相关变量,也就是教育和健康变量,分别用滞后6期的中学毛入学率和出生时预期寿命衡量。表1为主要变量的描述性统计。

(二) 回归模型

如图2所示,一国的老龄化程度与机器人安装密度存在明显的正相关性。考虑到这种正相关性可能是由其他干扰因素造成的,本文加入相关控制变量,分别使用一般最小二乘法(OLS)模型、固定效应模型和工具变量(IV)模型回归,进一步检验老龄化对人工智能发展的因果效应。基准回归模型为:

$$\lg(R_{it}) = \beta_0 + \beta_1 \times PSR_{it} + \gamma X_{it} + \delta_i + \lambda_t + \varepsilon_{it}$$

其中, R_{it} 是国家*i*在*t*年每千人就业人口的机器人安装密度, PSR_{it} 是国家*i*在*t*年的潜在支持比, X_{it} 是包括人均GDP、预期寿命和滞后6期的中学毛入学率在内的一系列控

制变量, δ_i 是国家层面的固定效应, λ_t 是年份层面的固定效应。

直接用潜在支持比对机器人安装密度进行回归, 估计系数可能因内生性问题而存在偏误。比如, 可能存在一些不可观测变量, 既影响潜在支持比, 又影响该国的智能化生产水平。本文用工具变量法处理可能存在的内生性问题。一个好的工具变量要满足两个条件: 一是与关键自变量有较强的相关性; 二是满足排他性要求, 即只通过关键自变量这一渠道去影响因变量。

本文选择滞后 20~45 年的粗出生率作为工具变量。下限定在 20 年是因为部分国家近些年粗出生率数据缺失, 不能形成平衡面板数据。上限定在 45 年是因为世界银行的数据最早可上溯到 1960 年, 而本文使用的 IFR 机器人安装数据是从 2007 年开始。由于人口老龄化程度很大程度上是由历史生育率决定的 (Lee 等, 2017), 所以滞后 20~45 年的粗出生率和当期人口结构有很强的相关性。同时, 滞后 20~45 年的生育率和决定当期技术选择的非人口因素的关联度比较弱。总体而言, 这是一个可接受的工具变量。本文用二阶段最小二乘法模型 (2SLS) 来估计关键自变量的系数。

(三) 回归结果

1. OLS 和 IV 回归结果

表 2 是机器人安装密度对潜在支持比的 OLS 估计结果和 IV 估计结果。模型 1 是最简单的一元线性回归, 可以看出人口结构和机器人安装密度之间的相关性在统计意义上是显著的。模型 2 在模型 1 的基础上加入国家和年份固定效应, 模型 3 进一步控制了人均 GDP 的自然对数、滞后 6 期中学入学率和出生时预期寿命。可以发现, 虽然模型 2、模型 3 相较于第一列的 R^2 大幅提升, 但回归系数仍然保持稳健。模型 3 的结果表示, 潜在支持比每上升 1 个百分点, 机器人安装密度将下降 0.34%。

模型 4 至模型 6 是工具变量法的二阶段最小二乘法估计结果。对比后三列和前三列的回归系数, 可以看出 IV 估计的系数略大一些; 以模型 6 为例, 潜在支持比每上升 1 个百分点, 机器人安装密度下降 0.49%。这意味着, OLS 回归结果中存在的内生性偏差并不严重, 而且这种偏差倾向于造成低估而非高估。总之, 无论是 OLS 估计还是 IV 估计, 都表明潜在支持比对于机器人安装密度有显著的负向效果。换句话说, 工作年龄人口相对于老年人口的比例较高的国家, 会更少地安装工业智能机器人, 反之亦然。此外,

表 1 跨国数据的描述性统计

变 量	均值	标准差	最小值	最大值
机器人安装密度	0.907	1.355	0.002	8.340
潜在支持比	6.070	3.070	2.277	12.810
滞后 6 期中学毛入学率 (%)	93.020	16.390	45.360	124.100
出生时预期寿命 (岁)	78.450	4.387	65.380	83.980
制造业占 GDP 比重 (%)	18.400	6.920	9.5830	32.370

注: 按照世行数据库的定义, 中学毛入学率是指中学在校学生总数除以适龄年龄人数得到的百分比。由于中学在校学生总数可能会包括了不在适宜年龄段的学生, 有的情况下中学毛入学率会超过 100%。

表2 人口结构对人工智能应用的影响:最小二乘估计和工具变量法(N=140)

变 量	OLS			2SLS		
	模型 1	模型 2	模型 3	模型 4	模型 5	模型 6
潜在支持比	-0.435*** (0.028)	-0.473*** (0.074)	-0.343*** (0.082)	-0.435*** (0.028)	-0.558*** (0.076)	-0.493*** (0.103)
人均 GDP 的自然对数			0.470*** (0.134)			0.337** (0.135)
滞后 6 期中学入学率			0.004 (0.003)			0.005* (0.003)
预期寿命			-0.053 (0.057)			-0.108** (0.055)
常数项	1.461*** (0.184)	0.071 (0.672)	-1.393 (5.136)	1.460*** (0.186)	0.828 (0.691)	5.125 (5.249)
R ²	0.591	0.993	0.995	0.993	0.993	0.994

注:括号内数据为稳健标准误;***p<0.01,**p<0.05,*p<0.1。

0.34%~0.47%。受教育水平和预期寿命变量的系数只在 IV 估计中显著。受教育水平越高,机器人安装密度越高;预期寿命越高,机器人安装密度越低。这说明人力资本也是人工智能应用的决定因素,而且人力资本的不同维度(教育和健康)对于智能化生产的影响是不同的。劳动力的受教育水平与智能化生产之间的关系以互补性为主,而劳动力的健康水平与智能化生产之间的关系则更多是替代性的。

2. 考虑国家产业结构后的回归结果

虽然可以看到老龄化在各国起到了驱动人工智能应用的作用,但人工智能应用的驱动力和经济后果在不同行业可能是不同的。比如,最近一项关于人工智能应用和美国养老院护士数量的实证研究的结论,与基于制造业数据所获得的结论存在较大差异(Lu 等,2018)。所以,在讨论人口结构对智能化生产的影响时,还应考虑产业差异。截至目前,绝大部分智能机器人集中在制造业,尤其是汽车和电子行业。可以推测,在制造业比重较高的国家,由人口老龄化所引致的人工智能应用会更为显著。为了验证这一点,本文在基准的回归方程中加入制造业占 GDP 的比重这一变量及这一变量和潜在支持比的交互项。回归结果如表 3 所示。与表 2 类似,OLS 和 2SLS 的估计结果很接近,加入人力资本控制变量后关键自变量的回归系数略微变小。说明内生性问题对回归的干扰并不严重。

表 3 结果显示:(1)制造业占比较高的国家会更多地安装工业智能机器人。平均来说,制造业占 GDP 的比重每上升 1 个百分点,机器人安装密度会上升 6%左右。(2)交互项显著为负。说明老龄化对于人工智能的驱动作用在制造业占比较高的国家更为显著。(3)当控制了制造业占比和交叉项变量之后,潜在支持比的系数变得不再显著。说明对于人工智能技术的需求主要来自于制造业因老龄化而面临的劳动力短缺。总体而言,这一部分的发现和“诱导式创新”理论的预测相一致——当劳动力价格相对其他要素上涨

从人均 GDP 的回归系数还可以发现,富国比穷国安装了更多的工业智能机器人。人均 GDP 每上升 1%,每千就业人口的累积机器人安装量将上升

表 3 人口结构对人工智能应用的影响:考虑产业结构差异(N=140)

变 量	OLS		2SLS	
	模型 7	模型 8	模型 9	模型 10
制造业占比与支持比交互项	-0.012 ^{**} (0.005)	-0.011 ^{**} (0.005)	-0.014 ^{**} (0.006)	-0.010 [*] (0.006)
潜在支持比	-0.043(0.178)	-0.139(0.173)	0.036(0.231)	-0.198(0.221)
制造业占 GDP 比重	0.067 ^{**} (0.032)	0.064 ^{**} (0.031)	0.078 ^{**} (0.038)	0.057 [*] (0.034)
滞后 6 期中学入学率		-0.113 ^{**} (0.051)		-0.118 ^{**} (0.049)
预期寿命		0.005(0.003)		0.005 [*] (0.003)
常数项	-2.547 ^{**} (1.151)	6.259(4.228)	-3.085 ^{**} (1.517)	6.988(4.433)
R ²	0.994	0.994	0.994	0.994

注:同表 2。

时,节约劳动力的新技术更可能被发展出来并得以应用。

四、智能化生产促进经济增长:中国证据

本文将通过探讨智能化生产的中国实践,分析人口老龄化背景下,采用人工智能技术对经济增长的推动作用,以检验第二个实证假说。

(一) 智能化生产在中国的发展

2013 年开始中国已成为全球最大的工业智能机器人市场。2016 年,工业智能机器人总安装量达到 8.7 万台,比 2015 年增加 27%。2016 年的安装量占全球总安装量的三成,接近于欧洲和美国同年安装量的总和。中国政府在政策上对于人工智能的发展给予了大力扶持。2012 年,科技部印发了《智能制造科技发展“十二五”专项规划》,提出要“攻克一批前沿核心技术和共性关键技术,研制一批智能化高端装备,并进行示范应用和产业化,为实现中国从制造大国向制造强国转变奠定技术基础”。同年,财政部又公布了 2012 年智能制造装备项目扶持(补贴)名单,重点支持两大方向的九类产品^①。

图 3 显示,2000~2016 年中国的潜在支持比一直在下降,特别是近 10 年,下降得越来越快;而机器人安装密度随着支持比的下降逐步提高。增速变化的转折点发生在 2012 年前后,此前,机器人安装密度以平稳的速度提高;此后,增速明显提高。这与上文所述相关扶持政策的出台时间大致吻合。

由于没有直接可得的省级层面的工业智能机器人安装量数据,这里用各省机器人集成企业数作为智能化生产的代理变量^②。从图 4 可以看出,总的来说,人口老龄化进程

① 《财政部:智能制造装备项目拟支持单位名单公示》,中国政府网站(http://www.gov.cn/gzdt/2012-08/13/content_2203290.htm)。

② 由于暂时难以获取各地区精确的工业智能机器人安装数据,这里用各省机器人集成企业数量作为代理变量。企业使用工业智能机器人时需要机器人集成企业提供安装和维护服务,一个地区的机器人集成企业数量能侧面反映该地区的机器人使用量。

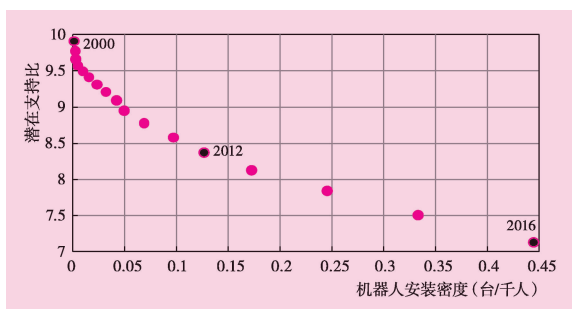


图3 中国的人口老龄化与人工智能的工业应用

资料来源:《国际机器人联盟世界工业智能机器人报告》、国家统计局国家数据库(<http://data.stats.gov.cn/easyquery.htm?cn=C01>)。

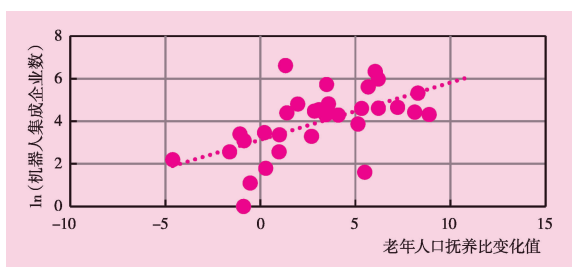


图4 2016年中国各省机器人集成企业数和老年人口抚养比变化值

资料来源:银通智略报告(http://www.drc.sz.gov.cn/zkhz/zkdtjcg/201610/t20161010_4976423.htm)、国家统计局国家数据库。

越快的省份,机器人集成企业数也越多。这说明,人口老龄化和智能化生产在省级层面上也存在与跨国数据分析结论相类似的显著正相关。说明第一个假说在中国同样成立。

(二) 数据来源和变量构造

本文用国际机器人联盟(后文简称IFR)公布的数据集和中国省份(不含港澳台)面板数据检验第二个实证假说。这里因变量是各省GDP总量,数据可以从国家统计局国家数据库直接获得。

本文自变量是智能机器人安装密度。与跨国分析的处理类似,机器人安装密度为各省工业智能机器人累积安装数量除以该省就业人口总数。由于数据可得性约束,没有直接分省的智能机器人安装数据,不能直接获得分省各年的智能机器人安装量。但IFR中国数据集提供了分行业智能机器人安装数据^①。在2009年之前,IFR中国数据集没有分行业进行统计。2009年IFR中国数据集中仍有部分机器人没有申报应用行业,从2010年开始未申报用途的比例下降到10%左右。由于获得的数据中缺少2015年及以后年份分行业的机器人安装量,本文使用的数据为2010~2014年的数据。对于未申报用途的机器人,本文借鉴Acemoglu等(2017)的方法,用插值和按比例分配的方法将未分类的机器人分配到每个行业。

本文通过Bartik工具变量方法计算省级层面的机器人技术冲击强度,作为智能化生产水平的替代变量:基于2010~2014年的全国分行业的机器人安装数据和各行业年度就业人数,先计算出每个行业当年的机器人安装密度,再结合每个省的产业结构算出省级层面当年的技术冲击强度指标。Bartik工具变量的计算公式为: $B_{it} = \sum_j R_{jt} \times l_{ijt}$ 。其

① 这个数据库的中大类行业具体可划分为:农林牧渔、采矿业、食品饮料与烟草业、服装和皮革制品、木制品(含家具)、纸制品出版与印刷、塑料及化学制品、金属、电子电气、汽车、其他交通运输设备、其他所有制造业分支、水电气供应、建筑、教育和研发和其他非制造业。

中, B_{it} 是 i 省在 t 年的基于技术冲击强度估计的机器人安装密度变量。 R_{jt} 是 j 行业在 t 年份的机器人安装密度, l_{ijt} 是 i 省在 t 年 j 行业从业人数占当年从业总人数的比例。分行业的机器人安装密度计算方法为: 根据 2010~2014 年《中国劳动统计年鉴》所提供的全国分行业(中类)就业数据, 对照 IFR 所划分的行业(大类)进行归并, 得到全国的分行业(大类)就业人数。然后用 IFR 全国分行业(大类)的机器累积安装量除以从业人数, 得到该行业的机器人安装密度。

本文的一个重要控制变量是支持比。与之前的跨国分析不同, 由于数据的限制, 用支持比而非潜在支持比来衡量人口结构。支持比的定义是 15~64 岁人口数量除以 15 岁以下和 64 岁以上人口之和, 相当于抚养比的倒数。

在检验第一个实证假说时, 发现在制造业占比更高的地区, 机器人安装密度也更高, 因此在检验第二个假说时也将制造业占比作为控制变量。制造业占 GDP 比重用各省制造业增加值除以当地 GDP 得到, 其均值为 39.8%, 是跨国分析中对应变量均值的两倍。变量的描述性统计如表 4 所示。

(三) 回归模型

本文关心的问题是, 在人口老龄化的大背景下, 人工智能的应用能否提高经济产出, 达到缓冲劳动力规模下降带来的负面冲击。回归方程设定为:

$$\lg(Y_{it}) = \beta_0 + \beta_1 \times B_{it} + \beta_2 \times SR_{it} + \beta_3 \times B_{it} \times SR_{it} + \gamma X_{it} + \delta_i + \lambda_t + \varepsilon_{it}$$

其中, Y_{it} 是 i 省 t 年 GDP 总量的自然对数或者 i 省 t 年某一产业产值。 B_{it} 是使用 Bartik 工具变量方法构造出来的各省机器人安装密度, SR_{it} 是 i 省在 t 年的人口支持比, X_{it} 是制造业占该省 GDP 的比重, δ_i 是省份层面的固定效应, λ_t 是年份层面的固定效应。考虑到之前讨论过的智能化生产和人口老龄化之间复杂的互动关系, 在回归方程中加入了支持比及技术冲击强度和支持比的交互项。与实际机器人安装密度变量相比, 基于技术冲击强度估计的机器人安装密度变量相对于许多省级层面的不可观测变量来说是外生的。这会使估计出来的回归系数更少受到内生性偏误的干扰。

(四) 回归结果

表 5 中模型 11 只加入关键自变量和人口结构, 模型 12 和模型 13 逐步加入交互项和制造业占比, 模型 14 控制了省份和年份的固定效应。对比第一行基于技术冲击强度估计的机器人安装密度的各个估计系数, 可以发现机器人安装密度对地区经济

表 4 中国省级面板数据统计描述

变 量	均值	标准差	最小值	最大值
机器人安装密度	0.014	0.010	0.001	0.049
GDP 的对数	7.076	1.006	3.787	8.822
制造业占 GDP 比重	0.398	0.097	0.072	0.530
第一产业 GDP 的对数	4.618	1.119	1.854	6.173
第二产业 GDP 的对数	6.315	1.086	2.615	8.053
第三产业 GDP 的对数	6.181	1.008	3.182	8.108
支持比	3.012	0.640	1.944	5.189

表 5 中国省级层面数据回归分析(N=155)

变 量	模型 11	模型 12	模型 13	模型 14
机器人安装密度	48.440*** (7.940)	191.500*** (48.330)	144.300*** (37.610)	12.300*** (3.616)
支持比	0.194*** (0.074)	0.946*** (0.212)	0.807*** (0.176)	0.077*** (0.028)
交互项		-46.530*** (13.740)	-35.160*** (11.080)	-4.301*** (1.050)
制造业占比			4.230*** (0.630)	0.921*** (0.257)
常数项	5.819*** (0.294)	3.582*** (0.731)	2.499*** (0.509)	6.754*** (0.132)
R ²	0.297	0.368	0.523	0.999

注：同表 2。

发展有明显的正向影响：以控制了固定效应的回归结果为例，机器人安装密度每上升 1%，当地的 GDP 总量将上升约 0.17%。虽然不同回归模型设定下机器人安装密度对地区生产总值的系数大小会有变化，但符号相同且在统计上显著，也就是说这一结果在不同的回归设定下总体保持稳健。从支持比变量的各个系数可以看出，人口结构越年轻的省份，地区生产总值越高。这一结论与之前相关研究一致(田巍等, 2013)。机器人安装密度与支持比交互项的系数为负，说明在人口老龄化程度较高的省份，人工智能对经济发展的推动作用相对越强。这也一定程度上意味着，人工智能是对劳动力的替代。在老龄化社会中，这种替代作用对经济的推动作用就越明显。制造业比重较高的省份，其经济发展也更快。这表明，在过去的一段时间内，老龄化导致经济增长放缓，但生产智能化的发展及时补足了一部分因人口老龄化导致的劳动力下降，发展人工智能成为缓冲老龄化造成的经济增长放缓的一种手段。

本文进一步考察了人工智能对不同产业增加值的推动作用(见表 6)。模型 15、模型 17、模型 19 分别用各省第一、二、三产业增加值的自然对数作为因变量，将机器人安装密度和支持比作为自变量，发现机器人的应用显著提升了各个产业的增加值。模型 16、模型 18、模型 20 在前者基础上加入了机器人安装密度和支持比的交互项，并控制了省份和年份固定效应。可以发现在控制了固定效应之后，人工智能对于第一产业增加值的推动效果并不明显，这或许是由于当前智能机器人在第一产业的应用还不够广泛。人工智能对于第二产业增加值的正向作用最为明显，这也证实了相关研究的判断(杨伟国等, 2018)。以模型 18 控制了省份和年份固定效应的回归结果为例，机器人安装密度每上升 1%，当地的第二产业增加值将上升 0.27%。人工智能对第三产业增加值的推动作用，在统计上显著，但效果比第二产业稍弱。

五、结论与讨论

本文实证结果表明，当前的人工智能发展属于“诱导式创新”，具有“人力替代”的属性，人工智能与劳动者之间是替代关系，但这种替代关系是“补位式替代”，而不是“挤出

式替代”。如果这些特征保持不变,人工智能将在老龄化大背景下为中国经济做出更大的贡献。目前越来越多的政策制定者开始意识到老龄化背景下人工智能的重要性。日本在近年

表 6 分产业回归分析(N=155)

变 量	lg(第一产业 GDP)		lg(第二产业 GDP)		lg(第三产业 GDP)	
	模型 15	模型 16	模型 17	模型 18	模型 19	模型 20
机器人安装密度	28.100*** (10.410)	5.963 (5.946)	52.900*** (8.764)	19.510*** (7.339)	49.360*** (7.521)	15.830*** (4.444)
支持比	-0.648*** (0.131)	0.101** (0.042)	0.104 (0.084)	0.115** (0.055)	0.333*** (0.077)	0.090*** (0.031)
交互项		-2.820 (1.911)		-6.956*** (1.964)		-5.393*** (1.178)
常数项	6.198*** (0.433)	2.057*** (0.179)	5.264*** (0.328)	5.343*** (0.248)	4.493*** (0.280)	6.597*** (0.135)
R ²	0.159	0.998	0.278	0.998	0.356	0.999

注:同表 2。

的应对和规划值得关注:日本是继加拿大之后第二个将发展人工智能上升到国家战略^①的国家。日本人工智能技术战略委员会认为,虽然日本仍是工业智能机器人上的领导者,但在 AI 和互联网方面的发展和应用方面还处于相对落后的位置^②。按照日本政府的预测,到 2020 年,日本在人工智能和大数据等相关前沿领域将有 50 000 人左右的人才缺口。日本首相安倍晋三为此制定了“整合创新战略”的政策,以促进对年轻一代人工智能研究者的扶持和培养^③。这些政策经验对中国推动人工智能发展具有参考价值。

基于上述研究结果,本文提出以下政策建议:(1)从“人口红利”转向“智能红利”。应正确看待人工智能与劳动力的关系,充分认识到老龄化背景下人工智能对劳动力的补位式替代作用,大力支持人工智能产业发展,积极发挥技术进步带来的“智能红利”。(2)完善要素市场,保持和推动“诱导式创新”。应让价格信号充分发挥其引导资源优化配置的功能,引导企业主动选择人工智能技术,以消解劳动力短缺造成的负面影响,扫除企业在智能化改造过程中面临的技术、资金等方面的障碍。(3)加强教育培训,提供智能化生产所需的人力资本。开展与人工智能相匹配的职业教育,帮助劳动者在人工智能时代转型,降低新技术变革对于劳动者福利的负面冲击。正如杨伟国等(2018)所综述的,人工智能对就业的影响是可控的,关键在于通过教育和培训提高劳动者技能,以实现广泛而有效的人机合作。(4)推进人工智能在不同产业和不同地区的平衡发展。当前,人工智

① 2017 年 3 月至 2018 年 7 月,包括加拿大、日本、美国、欧盟和中国台湾地区等在内的 26 个国家和地区先后公布了各自的人工智能战略(<https://medium.com/politics-ai/an-overview-of-national-ai-strategies-2a70ec6edfd>)。
 ② 参见日本人工智能技术战略委员会的报告《Artificial Intelligence Technology Strategy》(<http://www.nedo.go.jp/content/100865202.pdf>)。
 ③ 参见《日本安倍内阁主页上的会议纪要》(https://japan.kantei.go.jp/98_abe/actions/201806/00036.html)。

能应用更多集中在工业制造业和相对富裕地区。应推动人工智能在第一、第三产业的应用,在欠发达地区的应用,为高质量发展的平衡发展目标做出贡献。(5)理性把握人工智能的推动速度。在人口老龄化背景下,人工智能发挥“补位式替代”作用的前提是人工智能应用的速度和劳动力市场的调整相匹配。

参考文献:

1. 陈永伟、许多(2018):《人工智能的就业影响》,《比较》,第2期。
2. 田巍等(2013):《人口结构与国际贸易》,《经济研究》,第11期。
3. 杨伟国等(2018):《人工智能应用的就业效应研究综述》,《中国人口科学》,第5期。
4. Abeliatsky, A., Prettnner, K. (2017), Automation and Demographic Change. Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=2959977>.
5. Acemoglu, D., Restrepo, P. (2017), Secular Stagnation? The Effect of Aging on Economic Growth in the Age of Automation. *American Economic Review*. 107(5): 174-179.
6. Acemoglu, D., Pascual, R. (2018a), The Race between Man and Machine: Implications of Technology for Growth, Factor Shares, and Employment, *American Economic Review*. 108(6): 1488-1542.
7. Acemoglu, D., Restrepo, P. (2018b), Demographics and Automation. NBER Working Paper No. w24421.
8. Arntz, M., Gregory, T., Zierahn, U. (2016), The Risk of Automation for Jobs in OECD Countries: A Comparative Analysis. OECD Social, Employment, and Migration Working Papers. No. 189.
9. Brzeski, C., Burk, I. (2015), Die Roboter Kommen. Folgen Der Automatisierung Für Den Deutschen Arbeitsmarkt. INGDiBa Economic Research.
10. Dauth, W., Findeisen, S., Südekum, J., and Woessner, N. (2017), German Robots—The Impact of Industrial Robots on Workers. CEPR Discussion Paper No. DP10477.
11. Frey, C.B., and Osborne, M.A. (2017), The Future of Employment: How Susceptible are Jobs to Computerisation?. *Technological Forecasting and Social Change*. 114(C): 254-280.
12. Gradstein, M., Kaganovich, M. (2004), Aging Population and Education Finance. *Journal of Public Economics*. 88(12): 2469-2485.
13. Graetz, G., Michaels, G. (2015), Robots at Work. CEPR Discussion Paper No. DP10477.
14. Hicks, J. (1963), The Theory of Wages. Springer.
15. Lee, R., Zhou, Y. (2017), Does Fertility or Mortality Drive Contemporary Population Aging? The Revisionist View Revisited. *Population and Development Review*. 43(2): 285-301.
16. Lu, S.F., Rui, H., Seidmann, A. (2018), Does Technology Substitute for Nurses? Staffing Decisions in Nursing Homes. *Management Science*. 64(4): 1477-1973.
17. Pajarinen, M., Rouvinen, P. (2014), Computerization Threatens one Third of Finnish Employment. *ETLA Brief*. 22(13.1).
18. Trajtenberg, M. (2018), AI as the Next GPT: A Political-economy Perspective. NBER Working Paper No. 24245.
19. Uhlmann, E., Hohwieler, E., & Geisert, C. (2017), Intelligent Production Systems in the Era of Industrie 4.0—changing Mindsets and Business Models. *Journal of Machine Engineering*. 17(2): 5-24.

(责任编辑:朱 犁)