

人工智能、经济增长与区域差距： 简约式证据与量化空间模型估计^{*}

陈安平¹

摘要 当前,中国的区域经济发展分化态势明显。在此背景下,人工智能的快速渗透会给各地经济增长和区域差距带来什么影响?为了回答该问题,本文首先建立差分模型,给出简约式的证据。研究发现,人工智能对经济增长有显著的促进作用,如果处于25%分位的城市采用与75%分位城市一样的人工智能渗透率,则其GDP的增长率提高约1.4个百分点。该结论在进行一系列稳健性检验及处理内生性问题后仍成立。为进一步分析人工智能对各个区域的异质性影响及总体经济效应,本文构建了一个多区域量化空间模型。模拟分析表明:人工智能会提高一个地区的就业、工资与产出,降低其生产成本与价格,促进该地与其他区域的贸易和劳动力流动;如果每个区域都受到相同的人工智能冲击,则全国GDP和福利水平会上升,但与此同时,由于各地对冲击的响应不同,区域之间人均产出的差距将拉大。

关键词 人工智能;经济增长;区域差距;量化空间模型

0 引言

人工智能是第四次工业革命的标志性技术,已渗透到生产生活的各个方面。为充分把握新一轮工业革命的机遇,中国出台了国家战略,加快推进人工智能发展^①。根据国际机器人联合会(IFR)的统计,2010年后中国工业机器人安装量开始加速增长,产业智能化程度显著提升。2013年中国成为全球最大的工业机器人市场。2021年中国的工业机器人安装量占全球的一半以上,工业机器人密度首次超过美国,进入全球前五。

人工智能的发展与应用对经济社会产生了深远影响。不同于其他类型的技术进步,人工智能一方面可以直接替代劳动,另一方面也能创造新的工作岗位(Acemoglu, 2021)。有鉴于此,大量研究分析了人工智能对就业和工资的影响,为识别人工智能的经济效应做了卓越工作(比如 Acemoglu and Restrepo, 2018, 2020, 2022; 孙早和侯玉琳, 2019;

^{*} 本研究受国家自然科学基金面上项目“基于量化空间模型和多维识别的人工智能区域经济效应及机制研究”(编号:72373047)的资助,感谢审稿人提出的建设性意见。感谢赵曼在本文研究中所做的辅助工作。

¹ 陈安平,暨南大学经济学院教授,E-mail:tapchen@jnu.edu.cn。

^① 比如,2017年7月中国出台《新一代人工智能发展规划》,2021年12月制定《“十四五”机器人产业发展规划》,2023年1月发布《“机器人+”应用行动实施方案》。

Aghion et al., 2020, 2023; 王永钦和董雯, 2020; 李磊等, 2021; 陈琳等, 2024)。然而, 现有文献主要从平均效应的视角来研究人工智能的影响, 往往忽视区域间的关联互动, 从空间视角比如人工智能对不同区域的异质性影响来展开讨论的几乎是空白。而且, 现有研究集中在人工智能如何作用于劳动力市场, 很少关注人工智能对经济增长的影响, 这是明显的不足。

本文利用 2010 到 2015 年城市层面的数据, 建立简约式的回归方程, 来探究人工智能与经济增长的关系。为测度各个城市受到的人工智能冲击, 本文采用 IFR 工业机器人数据和细分产业就业数据构造了 Bartik 变量。研究发现, 人工智能对经济增长有显著的促进作用。样本期间, 如果处于 25% 分位的城市采用与 75% 分位城市一样的人工智能渗透率, 在其他条件相同的情况下, 其 GDP 的增长率提高约 1.4 个百分点。在进行了一系列稳健性检验, 比如采用不同的人工智能冲击变量、在模型中包括冲击前的增长趋势、样本缩尾、使用不同的估计方法和标准误聚类方法等之后, 结论依然成立。虽然 Bartik 变量具有一定的外生性, 本文也尝试依据人工智能冲击发生前的机器人渗透率以及美国和欧洲的机器人渗透率等来构造工具变量, 重新估计模型, 发现结果没有明显变化。

在简约式回归结果的基础上, 为了进一步分析人工智能对各个区域的异质性影响以及全国总体经济效应, 本文接着建立了包含人工智能、产品贸易与劳动力迁移的量化空间模型。模拟结果表明, 人工智能会提高一个地区的就业、工资与产出, 降低该区域的生产成本和价格, 促进该地与其他区域的贸易和劳动力流动, 借此将人工智能的影响扩散到其他区域, 从而有助于全国经济增长和福利水平提升。2010 到 2015 年期间, 如果每个区域受到了与全国平均水平一样的人工智能冲击, 则全国 GDP 年均增长 1.2%, 福利水平每年提高 1.1%。分省市看, 北京、上海、天津、江苏、浙江等东部省份的人均产出在冲击下增长较快, 而贵州、云南、甘肃、广西、四川、江西、安徽等中西部省份的人均产出增幅较小, 因而区域之间的差距会扩大。另一个发现是, 人工智能经济效应的大小受人工智能与劳动的替代弹性以及集聚效应的影响。前者对总体经济的作用更为明显, 而后者对经济活动空间分布的影响更大。此外还发现, 利用差分模型回归结果推断总体效应会低估人工智能的作用, 存在所谓的“截距项缺失问题”(Adão et al., 2022)。

本文的贡献主要在于以下几个方面: 首先, 与现有文献主要讨论劳动力市场的做法不同, 本文研究人工智能对区域经济增长以及区域差距的影响, 从而拓展了人工智能经济效应的研究范围; 其次, 本文首次建立包含人工智能和区域关联互动的多区域量化空间模型, 分析了人工智能对各地经济的异质性作用, 揭示了人工智能区域经济效应的机制; 此外, 本文模拟了人工智能对全国总体产出和福利的影响, 弥补了文献中用区域单元的回归结果推断总体效应所存在的不足。

论文接下来的安排是, 第 1 节对现有研究文献进行简要回顾与评论, 第 2 节是基于简约式回归的分析, 第 3 节建立包含人工智能的多区域量化空间模型, 第 4 节描述模型的参数校准与模拟方法, 第 5 节是模拟结果分析与讨论, 最后为论文的结论部分。

1 文献综述

人工智能的经济效应是学术界的一个热点话题 (Aghion et al., 2022)。在理论研究

上,Zeira(1998)是较早的一篇文献,他所建立的基于自动化的模型表明,以机器替代人的技术创新会减少劳动需求而提高资本需求。Aghion et al. (2017)扩展了 Zeira 的模型,他们认为生产由一系列任务构成,有些任务可以被自动化,而另一些任务只能由劳动完成,人工智能对经济的影响取决于任务之间的替代弹性。Acemoglu and Restrepo(2018, 2019)以及 Acemoglu(2021)区分了两种技术变化,一种是自动化,即人工智能可以替代之前由劳动完成的任务,同时提高生产率;另一种是新任务的产生,即人工智能可以创造劳动具有比较优势的新任务。自动化对劳动的替代会降低劳动需求,生产率效应则降低了生产成本从而增加劳动需求,而新任务的产生可以创造新的就业机会。

在实证研究上,近年来一个重要方向是研究工业机器人应用对劳动力市场的影响。比如,Acemoglu and Restrepo(2020)利用美国 722 个通勤区工业机器人数据,发现人工智能会显著降低劳动力的就业率和收入水平。Acemoglu et al. (2020)基于法国企业数据做了进一步的分析,其研究表明,采用机器人的企业中工人的劳动收入占比显著下降。Acemoglu and Restrepo(2022)利用美国细分产业的研究则显示,自动化对工作的替代程度与工资增长负相关。与这些研究发现不同,Aghion et al. (2020, 2023)基于法国企业数据的研究表明,自动化有利于就业,即使对低技能劳动力的就业,自动化也有促进作用。Dauth et al. (2021)利用德国制造业工人数据的研究表明,机器人应用对工资的负面作用主要发生在中等技能工人上,对于高技能工人,他们能从机器人的应用中获益。

针对中国的研究同样表明,人工智能既会替代劳动也能创造就业。王永钦和董雯(2020)采用制造业上市公司数据的研究表明,人工智能发展不利于就业。李磊等(2021)基于工企数据的研究则显示,机器人应用能够创造更多就业岗位。也有研究认为人工智能的就业效应应具有偏向性,比如,孙早和侯玉琳(2019)利用省级数据的研究表明,工业智能化替代了中等教育程度的劳动力,增加了对高、低教育程度劳动力的需求。陈琳等(2024)利用企业招聘大数据的研究发现,人工智能催生了对新兴职业和新兴岗位的需求。

国内外文献从理论和实证上对人工智能的经济效应做了有益的研究。但正如 Acemoglu (2021)所指出,人工智能是一种新技术,学术界对其经济效应的研究才刚刚起步,需要更多工作,才能对其有深入认识。实际上,无论是对发达国家还是对中国的研究,不同文献给出的结论常常是矛盾的,甚至完全相反。更为重要的是,首先,现有文献主要从跨国、分地区、分行业或微观样本的回归来研究人工智能的经济效应。这种研究讨论的是人工智能的平均效应,很少关注区域之间的异质性,而这种异质性可能正是造成现有研究结论不一致的一个原因。而且,从平均效应的回归结果并不能直接推断总体经济效应(Redding, 2022)。其次,现有文献往往忽视区域之间的关联互动(如产品贸易、要素流动等)对人工智能经济效应的传递作用,从而可能高估(或低估)人工智能的作用。即使最近发展起来的人工智能跨国模型(比如 Alonso et al., 2022)可以考察产品贸易,但其假定是生产要素如劳动力不能跨国流动,而且此类模型通常只包含两个国家,不能用来分析多个区域。最后,现有文献主要研究劳动力市场,很少讨论其他方面,比如人工智能对经济增长的影响。对于中国而言,由于区域间差异很大,区域发展分化态势明显,研究人工智能对各地经济增长及区域差距的影响至关重要。

2 简约式证据

2.1 简约式模型、变量与数据说明

本文首先利用简约式模型分析人工智能与经济增长的关系。为此,采用文献中的一种常见做法(比如 Acemoglu and Restrepo, 2020),即利用区域截面之间的变化来判定经济冲击对区域变量的作用。具体而言,基于城市数据,本文建立以下差分模型

$$\ln \text{GDP}_{c,t} - \ln \text{GDP}_{c,0} = \alpha + \beta \Delta \text{Bartik}_{c,0-t} + \gamma X_{c,0} + D_p + \epsilon_{c,0-t} \quad (1)$$

其中,被解释变量为城市 c 在 0 到 t 期实际 GDP 的对数值之差,解释变量 $\Delta \text{Bartik}_{c,0-t}$ 为城市 c 在 0 到 t 期受到的人工智能冲击。 $X_{c,0}$ 为初始时期即冲击发生前的控制变量, D_p 为省份虚拟变量,用来捕捉各省特定的增长趋势, $\epsilon_{c,0-t}$ 为随机误差项。为了减轻省内城市之间的相关性对估计结果的影响,采用省级聚类标准误。

为了避免短期经济波动对估计结果的影响,本文选择较长一段时期(如五年)来探究人工智能与经济增长的关系。具体而言,本文采用了 2010 年到 2015 年的数据。把初始时期 $t=0$ 设定为 2010 年,是考虑到人工智能比如工业机器人在中国的大量应用从 2010 年才开始。这样做也是为了与后文量化空间模型的模拟时段相对应^①。在稳健性检验中,也尝试了其他时间段。为了获得更多的观测值,本文以地级及以上城市为研究对象,研究口径为“全市”。

对于解释变量人工智能冲击,采用文献中(比如 Acemoglu and Restrepo, 2020; Dauth et al., 2021; 王永钦和董雯, 2020)常用的机器人渗透率的变化来衡量,即利用 Bartik 方法,通过全国层面各产业机器人渗透率及每个地区各产业的就业比重来估算各地区机器人的渗透率,具体设定如下

$$\Delta \text{Bartik}_{c,0-t} = \sum_i e_{ci,0} \frac{R_{i,t} - R_{i,0}}{L_{i,0}} \quad (2)$$

其中, R_i 为全国层面 i 产业的机器人安装量, L_i 为全国层面 i 产业的就业量, $(R_{i,t} - R_{i,0})/L_{i,0}$ 表示 0 到 t 期之间全国 i 产业机器人密度或渗透率的变化, $e_{ci,0}$ 为初始时期区域 c 中 i 产业就业占该地区就业总量的比重。由于 $(R_{i,t} - R_{i,0})/L_{i,0}$ 体现的是全国总体层面所受的人工智能冲击,与各个地区的特定因素可能无关,因而在一定程度上保证了 Bartik 变量对各区域而言是外生的。此外,为了保证该变量的外生性,在计算过程中通常采用各区域较早时期的就业比重(e_{ci})。对于本文而言,与模型(1)的研究时段相一致,计算了 2010—2015 年间的 Bartik 变量(记为 $\Delta \text{Bartik1015}$)。为此,需要各产业的机器人数据和各产业的就业数据。对于机器人,本文采用了国际机器人联合会(IFR)发布的累积机器人安装量数据。全国各产业的就业数据采用了 World KLEMS 提供的数据^②。为了和就业数据的产业划分相一致,将 IFR 的产业划分合并为 16 个产业。对于每个城市各产业的就业比重,采用了 1995 年经济普查数据,这是本文所能获得的最早年份的各城市

① 受数据所限,后文建立的量化空间模型的初始均衡设定为 2010 年,模拟分析中采用了 2010 到 2015 年之间各地所受到的人工智能冲击。

② 2010 和 2015 年全国层面各产业的就业数据来自 <https://www.worldklems.net/wkanalytical>。

细分产业就业数据^①。

模型中的控制变量包括：初始时期即2010年人均GDP的对数、全社会固定资产投资占GDP的比重、外商直接投资占GDP的比重、人口密度的对数、人均道路面积的对数、政府财政支出占GDP的比重等，所有数据均来自《中国城市统计年鉴》^②。

2.2 基准估计结果

模型(1)的基准回归结果见表1，在所有回归中均采用以2010年城市人口为权重的加权估计，将标准误聚类到省级层面^③。其中列(1)是最精简的模型，没有包括任何控制变量。从中可以看出，人工智能冲击($\Delta\text{Bartik1015}$)的系数为正且在10%水平显著。从系数估计值的大小来看，其值为0.019，表明每千名工人中增加1台机器人应用会使GDP的增长率提高约1.9个百分点。从城市之间的比较来看，按人工智能冲击从小到大将城市排序，如果处于25%分位的城市即开封($\Delta\text{Bartik1015}=0.861$)在样本期间受到了与75%分位城市湛江一样的人工智能冲击($\Delta\text{Bartik1015}=1.596$)，在其他条件相同的情况下，开封市GDP的增长率将提高约1.4个百分点。

表1 基准估计结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
$\Delta\text{Bartik1015}$	0.019 [*] (0.011)	0.020 [*] (0.010)	0.029 ^{***} (0.010)	0.031 ^{***} (0.011)	0.026 ^{***} (0.009)	0.019 ^{**} (0.008)
人均产出			-0.070 ^{***} (0.015)	-0.061 ^{***} (0.020)	-0.068 ^{***} (0.017)	-0.056 ^{**} (0.022)
固定资产投资			0.068 ^{**} (0.031)		0.087 ^{**} (0.036)	0.091 [*] (0.046)
外商直接投资			0.930 (0.681)		0.911 (0.587)	0.876 [*] (0.457)
人口密度				0.029 ^{**} (0.012)	0.032 ^{**} (0.013)	0.038 ^{***} (0.011)
人均道路面积				0.003 (0.019)	0.001 (0.019)	0.013 (0.017)
政府支出比重				0.166 ^{**} (0.064)	0.092 (0.055)	0.066 [*] (0.036)
省份虚拟变量	否	是	否	否	否	是
观测值	264	264	261	260	260	260
调整 R^2	0.010	0.376	0.141	0.137	0.177	0.441

注：括号内为省级层面的聚类标准误，***、**和*分别表示在1%、5%和10%水平上显著。

列(2)加入了省份虚拟变量，以控制各省之间增长趋势的差异。与列(1)相比，Bartik

① 1995年各城市细分产业的就业数据是从Baum-Snow et al. (2017)附录的数据中提取。样本期间， $\Delta\text{Bartik1015}$ 的均值是1.32，即对所有城市平均而言，每千人所使用的机器人增加了1.32台。

② 人口密度的定义是每平方公里的人口数，人均道路面积的定义是平均每人拥有多少平方米的道路。

③ 为了节省篇幅，表中省略了常数项与省份虚拟变量的估计结果。

变量的系数几乎没有变化,但从模型的解释力看, R^2 值明显增大。这不奇怪,因为相比于列(1),列(2)中新增加了解释变量,即省份虚拟变量。列(3)~(5)加入了不同的控制变量,可以看出,Bartik 变量系数的大小在不同的模型中略有变化,但都显著为正。列(6)加入了所有控制变量和省份固定效应,此时 Bartik 变量仍在 5%水平显著。

2.3 稳健性检验

以表 1 列(6)的模型设定为基准,进行了一系列稳健性检验。为了减轻样本时期特定年份的选择对估计结果的影响,以 2014—2016 三年实际 GDP 平均值的对数与 2009—2011 三年实际 GDP 平均值的对数之差为被解释变量,重新估计模型,结果见表 2 列(1)。表 2 列(2)是以 2010 年和 2015 年各城市人均实际 GDP 的对数值之差为被解释变量的估计结果。从这两列的结果看,Bartik 变量的系数为正且显著。在表 2 列(3)中,尝试了不同的人工智能冲击变量,即以各城市在 2010 和 2015 年之间机器人进口额的对数值之差为冲击变量($\Delta RImp1015$)。由于没有城市一级的机器人进口数据,把全国机器人进口额按各城市机器人相关行业即信息传输、计算机服务和软件业单位从业人员数占全国的比重分配给各城市,据此推断各城市的机器人进口额^①。该冲击变量的设定虽然有很强的假设性,但估计结果仍为正且高度显著,而且系数的大小与采用 Bartik 方法构造的冲击变量的估计结果接近。

表 2 稳健性检验

变量	(1) 平均 增长率	(2) 人均 GDP	(3) 机器人 进口	(4) 包括增长 趋势	(5) 出口下降 冲击	(6) 不加权 回归	(7) 城市群 聚类	(8) 缩尾 估计
$\Delta Bartik1015$	0.019 *** (0.007)	0.025 ** (0.010)		0.023 ** (0.009)	0.019 ** (0.008)	0.024 * (0.013)	0.019 * (0.010)	0.030 ** (0.008)
$\Delta RImp1015$			0.028 ** (0.012)					
控制变量	是	是	是	是	是	是	是	是
省份虚拟变量	是	是	是	是	是	是	是	是
观测值	260	260	259	257	260	260	260	260
调整 R^2	0.656	0.513	0.441	0.449	0.439	0.446	0.441	0.481

注:括号内为省级层面的聚类标准误,***、**和*分别表示在 1%、5%和 10%水平上显著。

考虑到一个城市的经济增长可能与人工智能冲击发生前的增长趋势有关,在表 2 列(4)中加入了 2010 年前的增长趋势,即 2005 到 2010 年间各城市实际 GDP 的对数值之差。另一个考虑是 2008 年国际金融危机引起的出口下降对各地的经济增长可能有不同影响,因此在表 2 列(5)中加入了 2007 到 2009 年城市出口占 GDP 比重的差值。从这两列来看,估计结果没有大的变化。列(6)报告了没有加权时的回归结果,此时 Bartik 变量的

① 机器人进口数据来自 <https://comtrade.un.org/data>,本文采用 847950 商品代码下的进口额。信息传输、计算机服务和软件业的就业数据来自《中国城市统计年鉴》。

显著性有所下降,但仍在10%水平显著。

在以上所有估计中,均采用了省份层面的聚类标准误。考虑到城市群内各城市的联系更紧密,城市之间的相关性可能更强,因此也设置了19大城市群的虚拟变量,以此来对标准误进行聚类^①。表2列(7)的估计结果显示,与表1列(6)的基准结果相比,Bartik变量的聚类标准误有所增大,但仍在10%水平显著。此外,也尝试了缩尾处理,即对解释变量人工智能冲击和被解释变量GDP增长率均做了缩尾处理,估计结果见表2列(8)。与表1列(6)基准模型的估计结果相比,缩尾后Bartik变量的估计值有所增大。

2.4 IV估计结果

如前文所述,依据Bartik方法构造的人工智能冲击变量具有一定外生性。尽管如此,本文也尝试构造三个工具变量,采用2SLS方法估计基准模型。其中,第一个工具变量(IV1)的构造方法是,采用2005到2010年中国各个产业机器人渗透率的变化来设定Bartik冲击变量。该冲击发生在2010年之前,与2010年后的冲击变量 $\Delta\text{Bartik1015}$ 可能相关,但不大可能与2010年后各地的经济增长直接相关。从表3列(1)和(2)可以看出,在第一阶段回归中,该工具变量显著为正,F统计量远大于经验值10,采用2SLS方法估计模型时, $\Delta\text{Bartik1015}$ 变量依然为正且高度显著。

表3 2SLS估计结果

变量	IV1		IV2		IV3	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	第一阶段回归	2SLS估计	第一阶段回归	2SLS估计	第一阶段回归	2SLS估计
$\Delta\text{Bartik1015}$		0.021*** (0.008)		0.021*** (0.008)		0.030*** (0.011)
工具变量	6.330*** (0.054)		0.683*** (0.006)		0.972*** (0.077)	
控制变量	是	是	是	是	是	是
省份虚拟变量	是	是	是	是	是	是
K-P F统计量	13577		11276		157	
观测值	260	260	260	260	260	260

注:括号内为省级层面的聚类标准误,***、**和*分别表示在1%、5%和10%水平上显著。

本文也采用类似于Acemoglu and Restrepo (2020)、王永钦和董雯(2020)的做法,分别以美国和欧洲五国各产业机器人渗透率来代替式(2)中全国各个产业的机器人渗透率,把以此计算得到的Bartik变量作为第二个工具变量(IV2)和第三个工具变量(IV3)。这样做主要的考虑是,美国和欧洲五国各产业的机器人渗透率对于中国而言相对外生,不大可能直接影响中国的经济增长,但这些国家各产业的机器人渗透率与中国相应产业的机器人渗透率相关。

^① 19大城市群是一种常见的划分方法,具体包含京津冀、长三角、珠三角、成渝、长江中游、山东半岛、粤闽浙沿海、中原、关中平原、北部湾、哈长、辽中南、山西中部、黔中、滇中、呼包鄂榆、兰州—西宁、宁夏沿黄、天山北坡等城市群。

表 3 列(3)和(5)分别报告了以上两个 IV 在第一阶段的估计结果。显然,这两个工具变量系数为正且高度显著,F 统计量远大于经验值。从列(4)与(6)2SLS 的估计结果看, $\Delta\text{Bartik1015}$ 变量的系数同样为正且高度显著。当采用以欧洲五国机器人渗透率构造的工具变量(IV3)时, $\Delta\text{Bartik1015}$ 变量的系数与基准回归即表 1 列(6)的估计结果相比有所增大。

3 量化空间模型

上文研究采用差分模型,通过区域单元之间的变化识别人工智能与经济增长的关系,但从区域单元的回归结果难以窥探人工智能对各地的异质性作用,也不能直接推断人工智能对总体经济的影响。在量化空间模型中则能通过数值模拟探究人工智能冲击对每个区域的作用大小,还可以引入全国总体产出,分析人工智能对全国总体经济增长的影响。此外,简约式模型通常很难用来研究福利效应,而在量化空间模型中则可以直接引入效用函数,从而进行福利分析。

本小节将建立量化空间模型的框架,接下来介绍模型的参数设定与模拟方法,然后利用模型进行模拟分析。模型的基本设定是:假设有 N 个区域,区域之间在生产、宜居性、空间位置等方面存在差异;产品在区域之间自由贸易,但有贸易成本;劳动力可跨区流动但需承担一定的成本,比如由户口造成的迁移成本。本文建立的量化空间模型与 Redding (2016)、Caliendo et al. (2018)和 Tombe and Zhu(2019)等的架构类似,与之不同的是,本文在模型中引入人工智能,考虑了人工智能对劳动的替代效应与就业创造效应以及由此引起的空间一般均衡效应。

消费:假设区域 n 中消费者的效用函数为 C-D 形式,效用(U_n)取决于对一篮子产品(C_n)和土地(H_n)的消费^①为

$$U_n = \epsilon_n \left(\frac{C_n}{\alpha} \right)^\alpha \left(\frac{H_n}{1-\alpha} \right)^{1-\alpha} \quad (3)$$

其中, $0 < \alpha < 1$, ϵ_n 表示消费者对区域宜居性(比如空气质量、气温、绿化等)的异质性偏好,假设其在不同的区域和消费者之间相互独立且服从 Frechet 分布,即

$$F_n(\epsilon) = e^{-B_n \epsilon^{-\xi}} \quad (4)$$

其中, B_n 和 ξ 为参数, B_n 决定区域 n 宜居性的均值,为简化分析,假定其值为 1。 ξ 衡量消费者对每个区域宜居性偏好的离散程度,其值越大,表示消费者偏好的离散程度越小,即消费者对特定区域的偏好越强。

生产:在生产中区分中间品(q)和最终品(Q),假设最终品的生产以中间品为投入,中间品的生产以劳动力(L)和机器人(M)为投入。其中机器人作为一种投入品,假设其由最终品转化而来^②。中间品只能用于生产最终品,最终品既可以作为投入(机器人)用来生产中间品,又可以直接被消费。假设区域 n 中第 j 种类型中间品的生产函数如下

① 土地消费可以理解为由住房需求引致的土地需求。

② 为了简化分析,本文并没有设定机器人和最终品之间的转化函数关系,而假设机器人与最终品的价格相同,从而可以得出中间品生产单位成本的简洁形式。

$$q_n(j) = T_n z_n(j) [\beta L_n(j)^{\frac{\eta-1}{\eta}} + (1-\beta)(G_n M_n(j))^{\frac{\eta-1}{\eta}}]^{\frac{\eta}{\eta-1}} \quad (5)$$

其中, β 为生产中的比重参数, η 为劳动力和机器人之间的替代弹性, 其值越大, 说明劳动力越容易被机器人替代。 G_n 表示机器人的生产率因子^①。生产率因子类似于机器人的创新或技术进步, 一定程度上表示其生产效率。比如, 随着机器人生产率因子的提高, 企业的生产成本将降低, 会创造新的劳动需求, 但与此同时, 随着机器人生产率的提升, 机器人也可能会替代更多劳动。 $z_n(j)$ 为区域 n 中第 j 种类型中间品的生产率, 假设其不同区域和不同种类的产品之间相互独立, 服从 Frechet 分布为

$$F_n(z) = e^{-A_n z^{-\theta}} \quad (6)$$

其中, A_n 决定不同种类产品生产率的均值, 假设为 1。 θ 为参数, 衡量不同产品生产率的离散程度, 其值越大, 表示生产率的离散程度越小。 F_n 表示区域 n 的总体生产率, 对区域内生产不同种类产品的所有生产者都相同。假设由于生产的外部性比如知识溢出而存在集聚经济, 区域 n 的生产率与该区域的人口 (L_n) 多少相关, 有:

$$T_n = T_n^o L_n^\psi \quad (7)$$

其中, T_n^o 为区域 n 外生的生产率, ψ 为集聚效应的参数。

假设产品市场完全竞争, 厂商追求利润最大化, 则生产一个单位中间品所需投入 x_n 为

$$x_n = [\beta^\eta W_n^{1-\eta} + (1-\beta)^\eta G_n^{\eta-1} R_n^{1-\eta}]^{\frac{1}{1-\eta}} \quad (8)$$

其中, W_n 和 R_n 分别为工资和机器人的价格, 由于机器人是由最终品转化而来, 假设其价格等于最终品的价格 P_n 。对于第 j 种产品而言, 单位产品的成本为 $x_n/(z_n(j)T_n)$ 。

最终品的生产是把中间品整合在一起, 假设区域 n 最终品的数量为 Q_n , 有

$$Q_n = \left[\int \bar{q}_n(j)^{\frac{\sigma-1}{\sigma}} \phi(z) dz \right]^{\frac{\sigma}{\sigma-1}} \quad (9)$$

其中, $\bar{q}_n(j)$ 表示对第 j 种类型中间品的需求, σ 表示不同产品之间的替代弹性, $\phi(z)$ 表示 j 种类型产品的生产率 $z(j)$ 在 n 个区域之间的联合密度函数。

产品贸易与价格: 假设中间品可以在区域间进行贸易, 最终品不能跨区流通。区域间的贸易有成本, 假设其为冰山形式, 即如果要从区域 i 运送一个单位产品到区域 n , 则在区域 i 需生产 $\tau_{ni} > 1$ 个单位。在生产率 $z_n(j)$ 为 Frechet 分布的条件下, 根据 Eaton and Kortum(2002)的研究, 可以求解出区域 n 的中间品消费支出中来自区域 i 的中间品所占比重 (π_{ni}), 为

$$\pi_{ni} = \frac{(x_i \tau_{ni})^{-\theta} T_i^\theta}{\sum_{m=1}^N (x_m \tau_{nm})^{-\theta} T_m^\theta} \quad (10)$$

区域 n 最终品的价格 (P_n) 为

$$P_n = \gamma \left(\sum_{i=1}^N (x_i \tau_{ni})^{-\theta} T_i^\theta \right)^{\frac{-1}{\theta}} \quad (11)$$

其中 $\gamma = \left[\Gamma \left(1 + \frac{1-\sigma}{\theta} \right) \right]^{\frac{1}{1-\sigma}}$, Γ 表示 Gamma 函数, 为了保证价格有意义, 假设 $\theta > \sigma - 1$ 。

① 有文献采用类似的做法在生产函数中引入人工智能, 比如 Alonso et al. (2022)。

劳动力流动与市场均衡:假设区域 n 在土地上的消费支出最终归该区域劳动力所拥有,则劳动力或消费者的收入(V_n)可表示为

$$V_n L_n = W_n L_n + (1 - \alpha) V_n L_n \quad (12)$$

土地市场的均衡意味着

$$H_n r_n = (1 - \alpha) V_n L_n \quad (13)$$

其中, H_n 表示土地数量, r_n 表示土地价格或租金。

区域 n 中劳动力的间接效用函数为 $\epsilon_n V_n / (P_n^\alpha r_n^{1-\alpha})$, 劳动力可以跨区域流动, 但受户口等限制, 有迁移成本。假设劳动力跨区流动的目标是效用最大化, 从区域 i 到 n 的迁移由于迁移成本使其效用降低一个因子 μ_{ni} 。在劳动力对区域宜居性的偏好 ϵ_n 是 Frechet 分布的条件下, 从区域 i 流入区域 n 的人口占区域 i 总人口的比重是

$$m_{ni} = \frac{[V_n / (P_n^\alpha r_n^{1-\alpha} \mu_{ni})]^\xi}{\sum_{s=1}^N [V_s / (P_s^\alpha r_s^{1-\alpha} \mu_{si})]^\xi} \quad (14)$$

劳动力市场均衡意味着区域 n 中劳动力的数量等于各区域(在流动之前)的劳动力($\bar{L}_i$)流入该区域的劳动力数量之和, 即

$$L_n = \sum_{i=1}^N m_{ni} \bar{L}_i \quad (15)$$

由于假定最终品不能跨区贸易, 最终品市场的出清条件是在每一个区域中, 最终品的消费需求与作为生产中间品的投入之和等于其供给, 为

$$L_n C_n + M_n = Q_n \quad (16)$$

假设区域 n 的支出(或其收入)为 X_n , 最终品的市场出清条件意味着

$$X_n = \lambda_n \sum_{i=1}^N \pi_{in} X_i + \alpha V_n L_n \quad (17)$$

其中, λ_n 为机器人的支出所占比重, $\lambda_n = \frac{(1-\beta)^\eta G_n^{\eta-1} P_n^{1-\eta}}{\beta^\eta W_n^{1-\eta} + (1-\beta)^\eta G_n^{\eta-1} P_n^{1-\eta}}$ 。

市场均衡时, 对于任一区域, 从其他区域购买中间品的支出等于该区域向其他区域销售中间品的收入, 为

$$\sum_{i=1}^N \pi_{ni} X_n = \sum_{i=1}^N \pi_{in} X_i \quad (18)$$

4 参数设定与模拟方法

为了利用以上模型模拟人工智能对区域经济的影响, 参照相关文献(比如 Dekle et al., 2007)的通行做法, 令 $\hat{X} = X'/X$, 其中 X' 为变量的模拟值, $\hat{X}$ 为模拟值与初始均衡值 X 的比值。通过该方法把以上模型系统进行转化(转化后的模型系统及变量设定说明见附录 1^①), 然后基于转化后的模型, 给定外生变量一个冲击, 可以求出内生变量的变化值。

利用转化后的模型进行模拟分析仅需变量 V_n 、 L_n 、 P_n 、 m_{ni} 、 π_{ni} 、 G_n 在初始时期的值

① 限于篇幅, 附录 1 可通过中国知网检索并下载。

以及模型参数 $\alpha, \xi, \theta, \eta, \beta, \psi$ 。受区域之间贸易和劳动力流动数据所限,本文以省级行政单元为对象进行模拟分析,初始均衡时期选为2010年^①。由于西藏的部分数据缺失,本文包含了除西藏外的其他30个省市,即 $N=30$ 。对于 V_n ,采用2010年各省人均GDP来衡量。各地的价格水平 P_n 标准化为1。对于 L_n ,采用2010年各地的就业总量。GDP和就业数据来自《中国统计年鉴2011》。省际人口流动(m_{ni})的数据是根据2010年人口普查数据中各地现住地和五年前常住地的人口推断而得^②。为了计算省际间的贸易流,根据刘卫东等(2018)主编的《2012年中国31省市区区域间投入产出表》,以本省产品和省外调入占各地中间品支出和最终品支出之和的比重为 m_{ni} 。

对于机器人的生产率因子 G_n ,本文利用区域数据进行推断。具体的做法是,首先,根据《中国统计年鉴》中各省在机器人相关行业即信息传输、计算机服务与软件业的投资以及劳动者报酬,计算各地机器人支出占总支出的比重^③。为了避免经济波动的影响,比重采用2009—2011三年均值。然后,给定 G_n 的猜测值,根据各变量的初始均衡值及参数,通过模型求解机器人支出占总支出的比重 λ ,直至各地 λ 的平均值与由省级数据计算的机器人支出占总支出比重均值逼近。最终确定 $G_n=2.69$,此时, λ 值较高的是上海、北京、天津、广东、江苏、浙江等东部省市,比较低的是贵州、云南、甘肃、安徽、广西、四川等中西部省份,前者的均值是2.5%,后者的均值是0.7%,这符合预期^④。

模型参数的设定是,对于效用函数中消费支出所占比重及消费者偏好的离散程度,参照Tombe and Zhu(2019),令 $\alpha=0.87, \xi=1.5$ 。对于不同类型产品生产率的离散程度,依据Redding(2016),令 $\theta=4$ 。对于机器人与劳动的替代弹性及生产比重参数,参照Alonso et al.(2022),令 $\eta=2, \beta=0.96$ 。对于集聚效应的参数,根据Faber and Gaubert(2019),令 $\psi=0.1$ 。

在模拟中除了关注区域变量的变化,本文还将分析全国总体经济变量如实际产出(Y)和效用水平(U)在人工智能冲击下的变化,这两个变量在模拟中的值与初始均衡值的比值分别如下(具体推导见附录2^⑤)

$$\hat{Y} = \sum_n \omega_n \frac{\hat{L}_n \hat{W}_n}{\hat{P}_n^\alpha \hat{r}_n^{1-\alpha}} \quad (19)$$

$$\hat{U} = \sum_n \omega_n^* \frac{\hat{V}_n \hat{m}_{nn}^{-\frac{1}{\xi}}}{\hat{P}_n^\alpha \hat{r}_n^{1-\alpha}} \quad (20)$$

其中, ω_n, ω_n^* 为相应的权重。

5 模拟结果分析

为了模拟人工智能冲击对各个区域和总体经济的影响,假设由于技术进步,模型中的

① 在本文研究获得的数据中,没有城市之间的贸易与劳动力迁移数据,只有省级之间的贸易和劳动力迁移数据,因而选择省级单元来分析。对于区间贸易,最新的数据是2012年省份之间的投入产出表。对于劳动力流动,可以从人口普查或小普查获取2005,2010,2015等年份的数据,本文选择与区间贸易数据相近的2010年。

② 2010年人口流动数据见国家统计局网站:<http://www.stats.gov.cn/tjsj/pcsj/rkpc/6rp/indexce.htm>。

③ 由于没有各省机器人支出的相关数据,假设机器人相关行业的投资为机器人的支出。

④ 也有例外,比如中部的内蒙古与东北的辽宁 λ 值也较高,这主要是由于这两个省的人均产出也即人均收入和工资相对于机器人的价格更高,生产中采用机器人更为划算所致。

⑤ 限于篇幅,附录2可通过中国知网检索并下载。

外生变量——机器人的生产率因子 G_n 发生了变化,以此作为衡量各地受到的人工智能冲击的指标,然后利用模型求解该冲击下内生变量的变化值。具体的做法是,根据 IFR 数据,在 2010 到 2015 年之间全国机器人的密度即渗透率增长了 473%,而机器人密度的变化一定程度上可以理解为机器人生产率因子的变化^①。比如,即使机器人安装量没有增加,如果其生产率因子提高,同样数量的机器人在生产中也会发挥更大的作用,这类似于机器人密度的提升。基于这种考虑,在以下模拟中假设机器人的生产率因子(G_n)提高了 4.73 倍。

5.1 模拟单一省份受到人工智能冲击

假设某一省份比如广东受到了人工智能冲击,机器人生产率因子提升了 4.73 倍。此时,机器人相对于劳动力更为便宜,因而生产中会采用更多机器人,劳动生产率随之提高,与之对应,工资将上升。从图 1 可以看出,相比于初始均衡,新均衡时广东的工资提高了约 5%。工资的上升会吸引外省特别是与其相邻的湖南、广西、江西等地劳动力流入广东,人口的集聚效应随之增强,广东的生产率进一步上升。图 2 显示,人工智能冲击下广东的就业增长了 1.6%,而其余省份的就业均下降。随着生产率和就业的增长,广东的产出也明显增加,而且产出的增幅高于就业,因而人均产出得以提高(见图 3)。对于其他省份而言,由于劳动力的流出,劳动的边际生产率会提高,所以人均产出也有小幅上升^②。

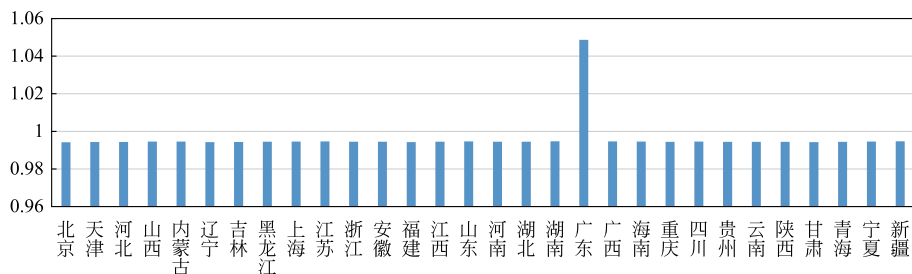


图 1 广东受到人工智能冲击时的工资变化

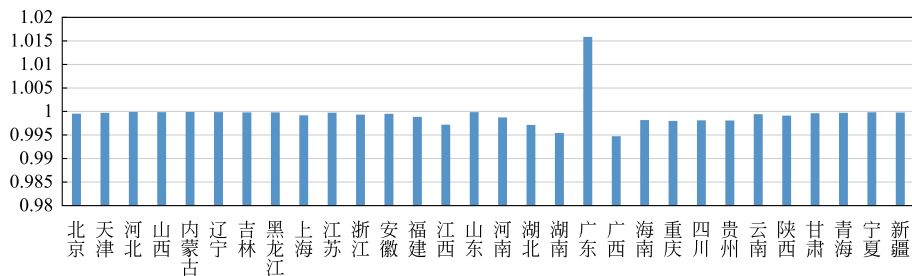


图 2 广东受到人工智能冲击时的就业变化

① 之所以采用 2010—2015 年机器人密度的变化,是为了观察人工智能冲击在较长一段时期比如五年内的一般均衡效应,也是为了和前文简约式回归的时段相一致,便于对量化空间模型的模拟结果和简约式的估计结果进行比较。机器人密度是以累积机器人安装量除以同年第二产业就业人数而得到。

② 广东的人均产出提高了约 6%。与广东相比,其他各省人均产出变化的幅度很小,比如北京的人均产出仅提高了 0.02%,从图 3 几乎看不出这种变化。图 4 也存在类似的情况。

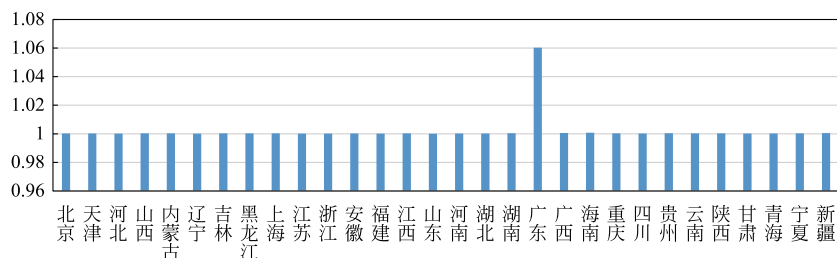


图3 广东受到人工智能冲击时的人均产出变化

当机器人投入、产出、就业和工资均增加时,广东的劳动收入份额(即劳动收入在产出中的占比)会增大还是减少?图4表明,人工智能冲击下广东机器人投入占支出的比重从初始均衡时的1.8%增至8%,提高了近5倍。这意味着同一时期劳动的收入份额在下降,而劳动收入份额下降可能会加剧广东省内工薪阶层与其他阶层的收入差距^①。

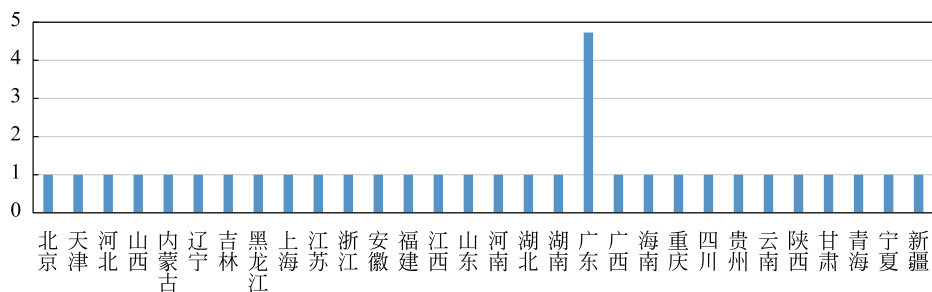


图4 广东受到人工智能冲击时的机器人支出比重变化

采用同样的方法,逐个模拟了其他省份受到人工智能冲击时区域变量的变化。结果发现,与广东的模拟结果相似,其他省份受人工智能冲击后,其就业、工资和产出等均增加,全国实际GDP和福利水平也都上升。但同样力度的人工智能冲击,在各省产生的效应大小有所不同。比如,对于全国GDP而言,江苏、广东和浙江三省所受冲击产生的作用最大,其次是山东、北京和上海,其他省份所受冲击产生的作用相对较小。如果从全国福利水平的变化看,也能得出类似的结论^②。

5.2 模拟所有省份均受到人工智能冲击

以上研究了单个区域的人工智能冲击会给各个区域和全国总体经济带来什么影响。现实经济中,更为普遍的是所有区域都会受到人工智能的冲击。因而接下来假设2010到2015年之间每个省的机器人生产率因子均提高4.73倍,观察此时各省经济变量及全国GDP和福利水平的变化,模拟结果见图5~图8。

从各省工资的变化(图5)看,北京、天津、上海、江苏、浙江、广东等东部地区上升明显,其中北京、上海和天津的工资上涨幅度最大,超过了4个百分点。除此之外,中部的内蒙古

① 其他阶层指以工资为主要收入来源之外的其他群体,比如以资本收益为主要收入来源的阶层。

② 为了节省篇幅,其他省份冲击对全国GDP和福利水平影响大小的模拟结果在文中没有报告(见附录3,附录可通过中国知网检索并下载)。

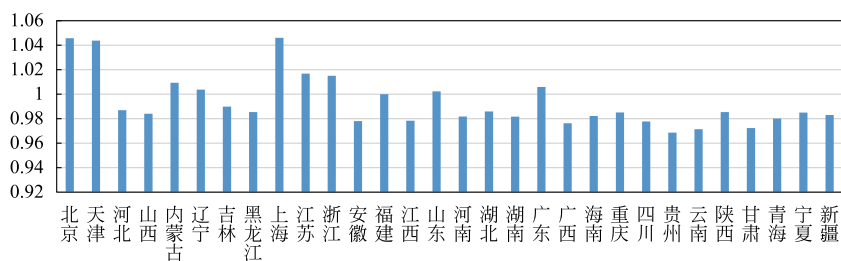


图 5 各省受到人工智能冲击时的工资变化

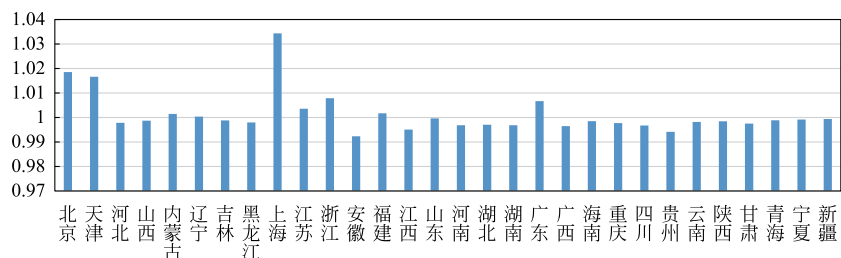


图 6 各省受到人工智能冲击时的就业变化

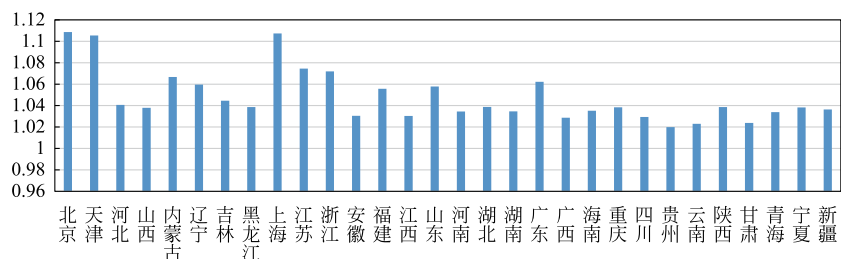


图 7 各省受到人工智能冲击时的人均产出变化

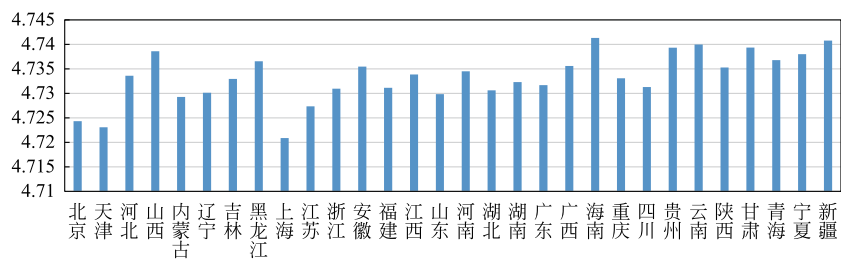


图 8 各省受到人工智能冲击时的机器人支出比重变化

和东北的辽宁工资也有较大上升。以上这些省份工资上涨主要是由于在初始均衡时机器人支出占比相对较高,也即是说生产中机器人更为重要,在机器人的生产率因子提高后,这些省份会投入更多的机器人,从而提升其劳动生产率及工资水平。与之对应,从图 6 可以看出,这些省份特别是北京、天津、上海、江苏、浙江、广东的就业明显增加,说明机器人的就业创造效应超过了替代效应,吸引了劳动力从其他省份流入。除了这几个省份,其余省份中多数工资水平有所下降,这在西部地区的甘肃、贵州、云南、广西、四川等地较为明显。从就业来看,这些西部省份也有一定下降。可能的解释是,机器人应用在西部省份中尽管也提升了生产率,但生产率提高所产生的就业创造效应不足以抵消机器人对劳动的

替代效应,总体来看,这些地区的就业需求在人工智能冲击下会降低,所以就业和工资均下降。

从人均产出的变化(图7)看,所有省份均有所上升,加总到全国层面,实际GDP增长5.8%,福利水平上升5.6%。这是2010到2015年之间人工智能冲击的总体经济效应,如果平均到每一年,则GDP增长1.2%,福利水平提升1.1%。总体效应一方面缘于人工智能提高了各地的产出水平,另一方面也是由于人工智能降低了单位生产成本及产品价格。分省比较而言,人均产出上升幅度较大的依次是北京、上海、天津、江苏、浙江等东部省份,上升幅度较小的依次是贵州、云南、甘肃、广西、四川、江西、安徽等中西部省份。也就是说,人工智能虽然提高了所有省份的人均产出,但各省从中所获的收益不同,区域之间的差距会被拉大。

图8报告了人工智能冲击下机器人支出占比所发生的变化。从中可以看出,随着机器人生产率因子的提高,各省都增加了机器人的投入,机器人支出所占比重均明显上升,也就是说,劳动收入份额在各省都有一定程度的下降。从省际的比较看,北京、天津、上海三个直辖市的机器人支出占比上升的幅度最小,即这几个地区中劳动收入份额下降较少。海南、新疆、贵州、云南、甘肃的机器人支出比重增幅最大,说明在这些省份中劳动收入占比下降相对较多。

总之,以上模拟分析表明,人工智能冲击对全国总体经济是有益的,无论是实际GDP还是福利水平都会随着机器人应用而提高。从区域层面来看,人工智能对各地的影响不同,区域之间的差距会被拉大。

5.3 替代弹性与集聚效应

考虑到机器人与劳动的替代弹性以及人口的集聚效应可能会对人工智能的作用产生影响,以下尝试了不同的集聚效应参数与替代弹性参数,以检验模拟结果的敏感性,结果见表4。为了便于比较,表4列(1)报告了上文模拟即所有省份均受到人工智能冲击的结果。其余各列的模拟做法与之相同,均假设每个地区的机器人生产率因子都提高了4.73倍,其中列(2)~(5)尝试了不同的机器人与劳动替代弹性参数(η),列(6)~(8)采用了不同的集聚效应参数(ϕ)。

从列(2)的模拟结果可看出,与列(1)相比,随着替代弹性从2降到1.5,即机器人对劳动的替代程度减弱,全国实际GDP和福利水平有更为明显的上升,区域之间的差距也略有增加。可能的解释是,当劳动力难以被机器人替代时,人工智能对就业的替代效应较小,就业的创造效应相对更强,从总体上看就业增加,各地的产出和福利得以提高,相较于欠发达地区,发达地区从就业创造效应中所获更多。在列(3)中,替代弹性增至3,即与列(1)和(2)相比,劳动更容易被机器人替代。此时,全国产出和福利上升幅度相对较小,区域之间的差距也相对缩小。从列(1)~(3)的结果似乎可以得出结论:替代弹性越大,人工智能对总体经济和区域差距的影响越小。从第(4)列的模拟结果也能得出类似结论。但从列(5)的结果看,与列(4)相比,区域之间的差距随着替代弹性增大而降低,而总体经济受到的正面作用随着替代弹性增大而变大。这表明,替代弹性与人工智能的经济效应之间并非简单的单调关系。但无论如何,以上比较显示,替代弹性对人工智能的总体效应与区域效应均有影响,其中总体效应对替代弹性更为敏感。

表 4 替代弹性与集聚效应对模拟结果的影响

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
变量	$\eta=2$	$\eta=1.5$	$\eta=3$	$\eta=4$	$\eta=5$	$\eta=2$	$\eta=2$	$\eta=2$
	$\psi=0.1$	$\psi=0.1$	$\psi=0.1$	$\psi=0.1$	$\psi=0.1$	$\psi=0.05$	$\psi=0.15$	$\psi=0.2$
全国 GDP	1.0576	1.1202	1.0332	1.0285	1.0295	1.0574	1.0578	1.0580
福利水平	1.0555	1.1173	1.0320	1.0280	1.0296	1.0554	1.0557	1.0558
变异系数	1.0632	1.0756	1.0446	1.0266	1.0076	1.0621	1.0643	1.0689

注：表中报告了模拟值与初始均衡值的比值，其中变异系数为各省人均产出的变异系数。

表 4 列(6)~(8)的模拟结果表明，与列(1)相比，当集聚经济的参数降低即集聚效应变弱时，全国实际 GDP 和福利水平有小幅下降，区域之间的差距也随之缩小。相反，当集聚效应增强时，全国实际 GDP 和福利水平均上升，区域之间的差距也随之增大。与总体效应的变化相比，区域差距的变化更为明显。也即是说，集聚效应对总体经济的贡献有限，更多的是改变经济活动的空间分布，这与 Faber and Gaubert(2019)的发现一致。

以上比较说明，替代弹性和集聚效应的参数设定对人工智能经济效应的大小有一定影响，其中替代弹性对总体经济的影响更为明显，集聚效应对区域差距的作用更大。从总体效应和区域差距的变化方向来看，无论采用何种参数，人工智能冲击均有助于全国 GDP 增长和福利水平提升，但与此同时会拉大区域之间的差距，从而进一步支持前文模拟得出的基本结论。

5.4 与简约式估计结果的比较

最后，对前文简约式的回归结果与量化空间模型的模拟结果做一个简单比较。假设在 2010 到 2015 年期间一个代表性城市机器人渗透率的变化($\Delta \text{Bartik1015}$)等于全国平均值，即每一千名工人中机器人的使用增加 1.32 台，根据差分模型比如表 1 列(6)的估计结果，则该城市的 GDP 增长约 2.5%($e^{1.32 * 0.019} - 1$)。显然，如果以该估计值推断全国 GDP 在人工智能冲击下也增长了 2.5%，则会低于利用量化空间模型模拟所得到的结果。这从表 4 可以看出，无论尝试何种参数，2010 到 2015 年之间的人工智能冲击会使全国 GDP 至少增长 2.9%。通过以上比较可以看出，简约式的差分模型虽然可以用来估计人工智能与经济增长之间的关系，但从区域单元的截面回归结果推断总体效应可能会低估人工智能的作用，存在“截距项缺失问题”(Adão et al., 2022)。

为了进一步对简约式模型的估计结果与量化空间模型的模拟结果进行比较，首先，根据 2010 到 2015 年间每个城市机器人渗透率的变化值($\Delta \text{Bartik1015}$)，利用表 1 列(6)的估计结果计算每个城市产出对数变化值的预测值，再以每个省所有城市预测值的均值为该省产出变化的预测值^①。其次，利用各个城市机器人渗透率的变化值推断各省机器人生产率因子(G_n)的变化值，再以该变化值为各省受到的人工智能冲击，通过量化空间模型计算每个省产出变化的模拟值^②。图 9 是各省产出对数变化值的预测值与模拟值的散点图，其

① 如前文所述，受数据所限，量化空间模型的模拟采用的是省级数据。为了和量化空间模型的模拟结果相比较，需要把简约式回归部分基于城市数据的结果转化到省级层面。

② 为了和简约式模型的预测值相比较，对产出变化的模拟值取了对数。

中灰色线条表示模拟值等于预测值。可以看出,预测值与模拟值差异明显,对于绝大多数省份,产出变化的模拟值都大于预测值,说明即使分地区看,简约式模型也会低估人工智能对经济增长的作用^①。

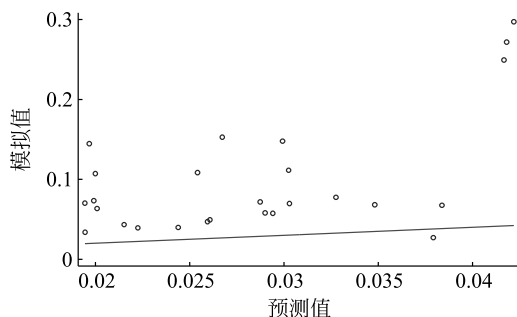


图9 各省产出对数变化值的预测值与模拟值

总之,基于区域单元的简约式回归虽然可以通过区域之间的变化来估计人工智能与经济增长的关系,但从回归结果并不能直接推断人工智能总体经济效应的大小。其缘由于回归分析忽视了区域单元之间的相互关联。比如,一个区域的人工智能冲击不但对该区域的经济增长有积极作用,也有可能通过区间贸易和劳动力流动对其他区域产生正面影响。也就是说,区域间的关联互动可能会将人工智能冲击的作用扩散到其他区域。基于区域单元的回归很难将区域之间的这种关联纳入模型,而量化空间模型则可以利用生产者和消费者的行为方程及市场均衡来刻画区域关联,通过模型的一般均衡效应解决“截距项缺失问题”。

6 结论

近年来,人工智能在中国快速发展,已渗透到各个领域,对经济社会产生了重要影响。本文主要研究人工智能是否促进了经济增长,以及人工智能对各个区域的作用是否相同。为此,首先利用2010到2015年之间的城市数据建立简约式的差分模型,识别人工智能与经济增长的关系。研究发现,人工智能是经济增长的一个重要推动因素。样本期间,如果处于25%分位的城市采用与75%分位城市一样的人工智能渗透率,在其他条件相同的情况下,其GDP增长率提高约1.4个百分点。该结论在进行了一系列稳健性检验及处理模型中可能存在的内生性问题后仍成立。

在简约式证据的基础上,本文建立了多区域量化空间模型,进一步分析人工智能对各个区域及总体经济的影响。模拟分析表明,人工智能会提高一个地区的就业率、工资、人均产出,促进区间贸易和劳动力流动,从而有助于全国经济增长和福利水平提升。在2010到2015年之间,如果每个区域的人工智能应用水平都与全国一样,则全国GDP增长5.8%,福利水平提升5.6%,平均来看,GDP和福利每年分别增加1.2和1.1个百分点。然而,由于各地受人工智能的影响不同,区域间人均产出的变异系数明显增大,即人工智能促进了全国经济增长及福利水平的提高,同时也会拉大区域差距。另一个发现是,人工智能经济效应的大小受人工智能与劳动的替代弹性以及集聚效应的影响。此外,通过比较差分模型的估计结果

^① 预测值的均值为0.028,标准差为0.007。模拟值的均值为0.098,标准差为0.073。

与量化空间模型的模拟结果发现,利用区域单元的回归推断总体经济效应会低估人工智能的作用。

根据研究发现,本文认为应着力发挥人工智能对经济增长的积极作用,通过人工智能技术的创新与应用,进一步发挥各地比较优势,促进区域协调发展。首先要兼顾总体效率与空间公平,比如通过对欠发达地区的转移支付,使人工智能在促进经济增长的同时,减轻其对区域差距的不利影响。其次,人工智能会替代部分劳动力,这在不同区域的表现有所差别。各区域要因地制宜,通过完善区域劳动力市场与教育培训体系等举措帮助这一部分群体应对人工智能所带来的负面冲击。最后,人工智能发展必然会带来区域间关系的重构,应通过人工智能推动要素合理流动与高效集聚,促进国内市场一体化建设,形成区域之间的良性互动。

参考文献

- 陈琳,高悦蓬,余林徽. 2024. 人工智能如何改变企业对劳动力的需求?——来自招聘平台大数据的分析[J]. 管理世界, 40(6): 74-91.
- Chen L, Gao Y P, Yu L H. 2024. How is AI shaping the labor demands of enterprises? Evidence from big data analysis of recruitment platforms[J]. *Journal of Management World*, 40(6): 74-91. (in Chinese)
- 李磊,王小霞,包群. 2021. 机器人的就业效应: 机制与中国经验[J]. 管理世界, 37(9): 104-118.
- Li L, Wang X X, Bao Q. 2021. The employment effect of robots: Mechanism and evidence from China[J]. *Journal of Management World*, 37(9): 104-118. (in Chinese)
- 刘卫东,唐志鹏,韩梦瑶,等. 2018. 2012年中国31省市区区域间投入产出表[M]. 北京: 中国统计出版社.
- Liu W D, Tang Z P, Han M Y, et al. 2018. The 2012 China multi-regional input-output table of 31 provincial units[M]. Beijing: China Statistics Press. (in Chinese)
- 孙早,侯玉琳. 2019. 工业智能化如何重塑劳动力就业结构[J]. 中国工业经济, (5): 61-79.
- Sun Z, Hou Y L. 2019. How does industrial intelligence reshape the employment structure of Chinese labor force [J]. *China Industrial Economics*, (5): 61-79. (in Chinese)
- 王永钦,董雯. 2020. 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, 55(10): 159-175.
- Wang Y Q, Dong W. 2020. How the rise of robots has affected China's labor market: Evidence from China's listed manufacturing firms[J]. *Economic Research Journal*, 55(10): 159-175. (in Chinese)
- Acemoglu D, Restrepo P. 2018. The race between man and machine: Implications of technology for growth, factor shares, and employment[J]. *American Economic Review*, 108(6): 1488-1542.
- Acemoglu D, Restrepo P. 2019. Automation and new tasks: How technology displaces and reinstates labor[J]. *Journal of Economic Perspectives*, 33(2): 3-30.
- Acemoglu D, Lelarge C, Restrepo P. 2020. Competing with robots: Firm-level evidence from France[J]. *AEA Papers and Proceedings*, 110: 383-388.
- Acemoglu D, Restrepo P. 2020. Robots and jobs: Evidence from US labor markets[J]. *Journal of Political Economy*, 128(6): 2188-2244.
- Acemoglu D. 2021. Harms of AI, Working Paper No. 29247[R]. Cambridge: National Bureau of Economic Research, 1-55.
- Acemoglu D, Restrepo P. 2022. Tasks, automation, and the rise in US wage inequality[J]. *Econometrica*, 90(5): 1973-2016.
- Adao R, Arkolakis C, Esposito F. 2022. General equilibrium effects in space: Theory and measurement, NBER Working Paper No. 25544[R]. Cambridge: National Bureau of Economic Research, 1-63.
- Aghion P, Jones B F, Jones C I. 2017. Artificial intelligence and economic growth, NBER Working Paper No. 23928 [R]. Cambridge: National Bureau of Economic Research, 1-56.
- Aghion P, Antonin C, Bunel S, et al. 2020. What are the labor and product market effects of automation? New evidence from France, CEPR Discussion Paper No. 14443[R]. Paris: CEPR Press.

- Aghion P, Antonin C, Bunel S, et al. 2022. The direct and indirect effects of automation on employment: A survey of the recent literature[M]//Ing L Y, Grossman G M. Robots and AI: a New Economic Era. Oxon and New York: Routledge.
- Aghion P, Antonin C, Bunel S, et al. 2023. The local labor market effects of modern manufacturing capital: Evidence from France[J]. *AEA Papers and Proceedings*, 113: 219-223.
- Alonso C, Berg A, Kothari S, et al. 2022. Will the AI revolution cause a great divergence? [J]. *Journal of Monetary Economics*, 127: 18-37.
- Baum-Snow N, Brandt L, Henderson J V, et al. 2017. Roads, railroads, and decentralization of Chinese cities[J]. *The Review of Economics and Statistics*, 99(3): 435-448.
- Caliendo L, Parro F, Rossi-Hansberg E, et al. 2018. The impact of regional and sectoral productivity changes on the U. S. economy[J]. *The Review of Economic Studies*, 85(4): 2042-2096.
- Dauth W, Findeisen S, Suedekum J, et al. 2021. The adjustment of labor markets to robots[J]. *Journal of the European Economic Association*, 19(6): 3104-3153.
- Dekle R, Eaton B, Kortum S. 2007. Unbalanced trade[J]. *American Economic Review*, 97(2): 351-355.
- Eaton B, Kortum S. 2002. Technology, geography, and trade[J]. *Econometrica*, 70(5): 1741-1779.
- Faber B, Gaubert C. 2019. Tourism and economic development: Evidence from Mexico's coastline[J]. *American Economic Review*, 109(6): 2245-2293.
- Redding S J. 2016. Goods trade, factor mobility and welfare[J]. *Journal of International Economics*, 101: 148-167.
- Redding S J. 2022. Chapter 3—Trade and geography[J]. *Handbook of International Economics*, 5: 147-217.
- Tombe T, Zhu X D. 2019. Trade, migration, and productivity: A quantitative analysis of China[J]. *American Economic Review*, 109(5): 1843-1872.
- Zeira J. 1998. Workers, machines, and economic growth[J]. *The Quarterly Journal of Economics*, 113(4): 1091-1117.

Artificial Intelligence, Economic Growth and Regional Disparities: Reduced-Form Evidence and Quantitative Spatial Model

Anping Chen

(School of Economics, Jinan University)

Abstract China's regional economic development is clearly differentiated and the polarization phenomenon is prominent at the present. What impact does the rapid penetration of artificial intelligence (AI) bring to economic growth and regional disparities in this context? This paper applies a difference model to identify the reduced-form relationship between AI and economic growth by using city-level data. It finds that AI significantly boosts economic growth. This conclusion is robust to a series of sensitivity tests and to the way dealing with endogeneity issues. In order to further analyze the impact of AI on regional as well as national economies, a multi-region quantitative spatial model is developed. The simulation analysis shows that AI increases employment, wages, and per capita output while reduces its production costs and prices in the region shocked. AI also facilitates trade and migration among regions. If each region adopts the same rate of AI penetration, national GDP and welfare both increase, but regional disparities in output per capita widens at the same time.

JEL Classification O10, R11, R12