

智能化对中国劳动力市场的影响

——基于就业广度和强度的分析

周广肃 李力行 孟岭生

(中国人民大学劳动人事学院, 北京 100872;
北京大学国家发展研究院, 北京 100871; 香港中文大学经济系, 香港)

摘 要:随着自动化、智能化技术的不断发展,越来越多的工作岗位可能被机器人和人工智能所替代。本文将美国劳工部标准职业代码与中国职业代码相匹配,基于 Frey and Osborne (2017) 对美国各种职业被智能化替代概率的估计结果,估算了中国各职业被智能化替代的概率,并在此基础上计算了城市层面的被替代指标。接下来,利用多个年份的人口普查和家庭调查微观数据以及欧盟的机器人使用数据,本文在城市层面和个人层面估计了智能化对就业广度(就业人数)和就业强度(工作时长)的影响。研究发现,智能化对中国劳动就业产生了明显的替代作用,一方面减少了就业人数的增长,另一方面却增加了在职劳动力的工作时间,分样本分析发现女性、低教育劳动者、大龄劳动者、移民等劳动力市场中相对脆弱的群体所受的冲击更大。

关键词:自动化;人工智能;就业替代;劳动需求

JEL 分类号: O33, E24, J24, J31 **文献标识码:** A **文章编号:** 1002-7246(2021)06-0039-20

一、引 言

自动化和智能化是当今社会经济发展的重要趋势,将会对生产效率和经济增长起到不容忽视的作用(Graetz and Michaels, 2018)。随着大数据、云计算等技术的发展,人工智能的理念和技术正在全球范围内掀起一场技术革命,并对传统的社会秩序和价值体系产

收稿日期: 2020-05-21

作者简介: 周广肃, 经济学博士, 副教授, 中国人民大学劳动人事学院, E-mail: zhouguangsu@ruc.edu.cn.

李力行 (通讯作者), 经济学博士, 教授, 北京大学国家发展研究院, E-mail: lilixing@nsd.pku.edu.cn.

孟岭生, 经济学博士, 副教授, 香港中文大学经济系, E-mail: meng@cuhk.edu.hk.

* 本文为中国人民大学科学研究基金项目“我国收入分配问题专题研究”(批准号: 21XNLG03) 的成果, 作者感谢国家自然科学基金(项目号: 71773004) 的资助, 感谢匿名审稿人的宝贵意见, 当然文责自负。

生重大冲击。智能化不仅可能成为新一轮产业革命的引擎,也有望为我国创造新的经济增长点。2017 年,国务院印发《新一代人工智能发展规划》,提出我国到 2030 年要成为世界主要人工智能创新中心的战略目标。2018 年,中央经济工作会议重新定义了基础设施建设,将人工智能与 5G、工业互联网、物联网等定义为“新型基础设施建设”。2021 年发布的“十四五”规划纲要则提出要进一步加快建设新型基础设施。这一系列举措,都体现了国家发展并引领智能技术进步的决心。

自动化、智能化技术在拉动经济增长动力的同时,也对很多传统职业产生了冲击,部分工作岗位可能在智能化的浪潮中被机器人和自动化技术替代。已有研究表明,中低技能劳动者就业率和工资的下降,在很大程度上可归结于智能机器的发展和应用(Autor et al., 2003; Acemoglu and Autor, 2011; Autor and Dorn, 2013)。近几年人工智能产业的高速发展以及人口老龄化社会的加速到来(耿志祥和孙祁祥, 2017),更是引起了各界对智能化如何影响劳动市场这一问题的关注。不同于以往三次技术革命中机器设备对于体力劳动的替代,智能化是逐渐将“智力”融入到生产流程中,其不仅要求机器的灵巧度要逐步接近人类的能力,更重要的是使机器逐步拥有人类“思考”的能力。机器经历的“自动化—智能化—人工智能”的系列转变,将会对劳动市场产生更进一步的冲击。2016 年世界经济论坛发布的《职业未来》报告指出,未来五年,机器人和人工智能技术的发展将导致全球 15 个主要经济体的就业岗位减少 710 万个,其中三分之二属于工业生产、行政、媒体、娱乐、艺术设计和工地建设等领域。具体到我国,智能化和自动化对于劳动市场会产生重要影响,这一方面是因为我国处于智能化技术发展的前列,另一方面则与我国人口众多的现状和劳动密集型产业为主的产业结构相关。但已有文献对于我国劳动市场如何受到智能化影响的研究还比较缺乏,本研究对于预判智能化对我国劳动市场的影响效果并提前采取相关应对措施具有一定启示。

目前,关于智能化如何影响我国劳动力市场的相关文献大部分主要是定性研究(对该类文献的综述可以参见杨伟国等, 2018; 王春超和丁琪芯, 2019),定量研究还相对缺乏。Kleinaltenkamp (2017) 利用 Frey and Osborne (2017) 的数据对中国家庭追踪调查中的就业者的工作岗位被智能化替代的概率进行了简单的统计描述,但样本缺乏全国代表性。邵文波和盛丹(2017)构建异质性企业模型讨论了信息化与中国企业吸纳就业下降的关系,并用中国工业企业数据库进行了验证,发现信息化的发展会带来劳动收入占比的普遍下降,但未必会导致企业就业吸纳能力的下降。郭凯明(2019)采用多部门动态一般均衡模型发现人工智能技术的应用会促使生产要素在产业部门间流动,而这一结构转型也会导致劳动收入份额变动。蔡跃洲与陈楠(2019)研究发现,在人工智能及自动化推进过程中,替代效应与抑制效应的双重作用会使就业总量将保持基本稳定,但中间层岗位容易被替代。Cheng et al. (2019) 利用行业和企业层面的数据,描述了中国制造业企业中机器人的使用情况,讨论了其与劳动力成本等因素的关系。闫雪凌等(2020)、王永钦和董雯(2020)利用中国制造业机器人和劳动就业数据发现,工业机器人的应用带来了劳动力需求的明显下降,但是对企业工资水平没有明显影响。

本文基于 Frey and Osborne(2017)对美国劳工部标准职业代码(SOC)对应的各职业被智能化替代概率的估计结果,以国际标准职业分类代码(ISCO)为桥梁,将SOC对应到中国国家标准职业分类代码(CSCO)上,从而估算了中国各职业被智能化替代的概率。同时利用近几次的人口普查数据,可测算出不同城市被智能化替代的总体概率,然后分别从宏观层面估计了智能化对就业广度(就业数量)和就业强度(工作时间)的影响。更进一步地,本文还分别探讨了不同特征劳动力所受到的差异化影响效果。

相比于已有文献,本文可能的贡献如下。首先,补充了发展中国家劳动力市场被智能化影响的证据。其次,估算了中国各职业被智能化替代的概率,全面地评估了智能化对中国劳动力市场可能产生的替代性影响。第三,估算了智能化对于就业广度和就业强度产生的影响,并进行了分劳动力特征的差异性分析,这有利于客观全面地评估智能化对劳动就业所产生的影响。最后,使用欧盟机器人数据作为中国智能化的替代性指标,考察了智能化的不同方面对于中国劳动市场的影响。

文章的结构安排如下:第二节对已有相关文献进行综述并提出实证假说,第三节介绍使用的数据和实证方法,第四节从宏观层面估计了智能化对劳动力就业广度和就业强度的综合性影响,第五节进一步增加了使用微观数据和机器人数据的稳健性结果,第六节总结全文并提出相关政策建议。

二、文献综述与研究假说

现有文献已经关注到了自动化和人工智能等技术对劳动就业的影响,认为影响效果取决于其产生的替代作用、互补作用和创造性作用三者的相对大小(Autor, 2015; Bakhshi et al., 2017; Bloom et al., 2018)。其中,替代性作用主要会对劳动就业产生负面效果,而互补作用和创造性作用则会带动就业的增长,甚至创造出一些新的工作岗位。Aghion and Howitt(1994)的研究就曾指出,技术替代劳动所产生的破坏效应,会迫使工人重新规划劳动供给;而技术产生的资本化效应,会使更多企业进入生产率相对更高的行业并最终扩大就业规模。

关于人工智能等技术要素对就业的替代性作用,现有文献进行了详细的分析。熊彼特在《经济发展理论》中就曾提到,长期来看,创新性的技术要素会产生明显的节约效果,从而会减少对人力劳动的需求甚至会引发严重的失业状况。Susskind(2017)构造了基于工作任务的模型,研究发现高智能机器的使用会减少劳动力的工作任务集,并会降低劳动力的相对工资水平,并最终可能导致技术性失业的发生。Frey and Osborne(2017)针对美国就业市场,通过认识与操作水平、创造力、社会智能水平三个层面的变量,估算了702种职业被计算机替代的概率,发现各职业被替代的概率有较大差异,其中47%的职业被替代的危险性较高。采用类似的方法,David(2017)预测了日本将会有55%的职业被计算机替代,而且这一作用不存在明显的性别差异。Zhou et al.(2019)则预测,到2049年,中国将有2.01亿至3.33亿劳动力被人工智能替代。Oschinski and Wyonch(2017)进一步将每个职位当中不同的技能特征进行赋权,研究发现加拿大容易被自动化替代的行业劳动

力仅占总就业的 1.7%。Arntz et al. (2016) 指出对于就业替代的测算应该基于具体的工作任务而不是工作岗位,基于工作岗位的测算可能会高估智能化的替代作用。他们利用 PI-ACC 数据库中的工作任务数据测算了 21 个 OECD 国家的工作被自动化的风险,发现这一数值为 9%。还有一些研究利用工业机器人的数据来分析其对就业的作用,如 Acemoglu and Restrepo (2020) 通过 1990-2007 年间美国劳动市场的数据,发现机器人对于工人就业和工资均有显著的负向影响。机器人与工人之比每增加千分之一,就业比率会降低 0.18-0.34 个百分点,而工资会降低 0.25-0.5 个百分点。闫雪凌等(2020)、王永钦和董雯(2020)研究发现,工业机器人在中国的应用带来了劳动力需求的明显下降,但对工资的影响不明显。

也有一些研究关注了自动化和人工智能技术对劳动就业的互补作用和创造性作用,Autor (2015) 综述了自动化对于就业影响的历史分析与未来展望,认为自动化与人类劳动既存在替代关系,也存在更为重要的互补关系,这也是自动化在过去没有造成大规模失业的重要原因。自动化技术的发展,逐渐让人失去了在程序化工作方面的比较优势,但是却大大扩展了人在问题解决、可变性与创造性方面的比较优势,甚至有可能通过创造新任务而增加就业(Acemoglu and Restrepo, 2018)。

智能化技术究竟会对我国的劳动力市场产生怎样的冲击?这取决于供给和需求两方面因素的综合结果。一方面,劳动力价格不断上涨,直接推动了对智能化的需求。随着我国人口老龄化趋势的加强以及人口红利的逐渐消失,“用工荒”问题凸显,加之我国人口素质和劳动者技能的提高,劳动力价格上涨,产生了用智能化技术和设备替代劳动力的强烈需求。另一方面,人工智能相关技术的快速进步和应用打破了供给瓶颈。首先,由于机器学习等技术的发展,计算机拥有了类似于人类大脑的思维方式和工作能力,使得机器不仅可以替代简单的重复性劳动,而且可以扮演复杂社会角色。其次,智能化等新技术的使用成本不断降低,使得不同生产要素间的相对价格发生改变,人工劳动相对于智能化技术而言,成本上升。再次,人工智能、机器人、物联网、大数据等新技术互相融合,带来新的生产与服务体验,从而催生出一些对人工劳动力依赖性较低的新兴产业。综上,基于我国人口众多、以劳动密集型为主导的产业结构、以及智能化技术快速发展的现状,从供需两方面来看,智能化技术对我国劳动力市场产生的替代作用应大于其产生的互补或创造性作用。据此,本文提出研究假说 1。

假说 1:智能化发展将会对劳动力就业产生明显的替代作用。

在劳动力市场整体受到智能化影响的大前提下,不同行业由于规模经济程度、知识和技术密集度的不同,其被自动化和智能化技术影响的程度也不尽相同(Katz and Margo, 2014)。通常来说,农业生产受到人工智能的影响较小(Manyika et al., 2017),而制造业和服务业中的许多职业都面临着较高被人工智能替代的风险(Acemoglu and Restrepo, 2020; Frey and Osborne, 2017)。Zhou et al. (2019) 的分析结果表明,中国城市中就业被智能化替代数量最大的三个行业是制造业,交通运输、仓储和邮政业,农林牧渔业,而农村中被替代数量最大的三个行业是农林牧渔业,制造业和建筑业。

更为重要的是,劳动者由于自身特征的不同,受智能化的影响也会出现差异,通常而言,低教育、低技能和低收入的弱势群体所受的影响更大。Autor et al. (2003)利用1960-1998年的数据探究了计算机化如何改变了工作技能的需求,发现计算机替代了符合特定规则的认知和体力工作,但却对非常规的认知工作起到了互补作用,最终提高了对高等教育水平劳动力的需求。Bartel et al. (2007)的研究表明,以计算机为基础的信息技术的应用对企业生产效率的提高是多方面的,不仅改变了商业策略、提高了生产流程的效率,而且提高了对工人的技能要求。Michaels et al. (2014)利用1980-2004年美国、日本以及9个欧洲国家的数据,发现信息技术发展更快的行业,会减少对中等教育工人的需求,同时会增加对高等教育工人的需求,这一影响可以占到高等教育工人需求增长的四分之一。Brynjolfsson and MaAfee (2014)指出,快速的数字化对于拥有特殊技能和较高教育水平的群体来说提供了创造价值的良好机会,但是却挤占了低技能劳动者的生存空间。Hemous and Olsen (2016)集中讨论了两类技术创新与收入差距的关系,其中水平创新(新产品创造)增加了对各种技术水平劳动力的需求,而自动化却减少了对低技能劳动力的需求。Frey and Osborne (2017)研究了各类职业在多大程度上可以被计算机替代,发现各职业被替代的概率有较大差异,而且这种被替代概率随着工资和教育水平的提高而减少。

自动化和智能化带来的异质性冲击会加剧劳动力市场的两极化和社会分层(Goos and Manning, 2007; Goos et al., 2014; Katz and Margo, 2014)。低技能劳动者受到冲击后,就业机会缩减,获得的劳动报酬也会相对降低;而高技能劳动者面临的情况则正好相反。因此,“低技能、低收入”和“高技能、高收入”两个群体之间的分化会日益明显,经济不平等会加剧,并可能导致社会关系的紧张。

综上,劳动力市场上的相对弱势群体(如低收入、低技能、低教育水平等)所从事的工作任务更多是相对简单且重复性的人力劳动,且进行技能化升级转型的难度较大,所以其有更大的概率被智能化技术所替代。据此,本文提出研究假说2。

假说2:劳动力市场中相对弱势的群体,如女性、低教育者、年长者、移民等,受到智能化的影响更为明显。

三、数据与实证模型

(一)数据来源

Frey and Osborne (2017)利用美国劳工部O*NET数据所提供的各职业在认识与操作水平、创造力、社会智能水平三个方面的信息,估计了美国劳工部标准职业代码(SOC)下702种职业被智能化替代的概率,这是本文测算中国各职业被智能化替代概率的基础。由于Frey and Osborne (2017)中职业分类依据的是美国劳工部2010年的六位标准职业分类代码(SOC10),所以首先需要解决的问题就是要将SOC10代码转换为中国国家标准职业分类代码(CSCO)。本文根据Kleinaltenkamp (2017)的思路,以2008年和1988年国际标准职业分类代码(ISCO08和ISCO88)为桥梁,将美国劳工部标准职业分类代码

(SOC10)与中国国家标准职业分类代码(CSC0)进行匹配。

具体而言,首先根据美国劳工部劳工统计局(BLS)提供的对照代码,将标准职业代码SOC10 与国际标准职业分类代码 ISCO08 进行对应;接下来,根据国际劳工组织(ILO)提供的对照代码,将国际标准职业分类代码 ISCO08 与 ISCO88 进行对应;最后,根据中国家庭追踪调查(CFPS)提供的相应代码(任莉颖等,2012),将 ISCO88 代码与中国国家标准职业分类代码 CSC0 进行对应。由于美国劳工部的 SOC10 代码包含的职业类型多于中国的 CSC0 代码,所以当某个 CSC0 代码匹配结果多于一个 SOC10 代码时,本文将匹配的所有 SOC10 相关职业被替代概率的均值作为这个 CSC0 职业代码被替代的概率。

本文所使用的数据包括 2000 年第五次人口普查、2005 年人口抽样调查、2010 年第六次人口普查和北京大学中国社会科学调查中心提供的中国家庭追踪调查(CFPS)数据。由于 2005 年的人口抽样调查只报告了两位数的 CSC0 职业代码,我们将原有的三位数 CSC0 代码所对应职业被智能化替代的概率通过计算均值,加总整合为两位数 CSC0 代码所对应的被替代概率。在人口普查数据中,有 79 种两位数职业代码,通过上述步骤,我们为其中的 64 种职业的被智能化替代概率进行了赋值,具体详见表 1。

表 1 各种职业被智能化替代的概率

代码	概率	代码	概率	代码	概率	代码	概率
3	14.17%	25	12.76%	53	64.55%	75	60.40%
4	8.75%	26	24.30%	54	53.87%	76	83.58%
5	8.75%	27	30.46%	55	88.00%	77	84.00%
11	21.48%	28	1.66%	59	69.33%	78	74.67%
12	9.55%	32	41.73%	61	53.88%	79	29.16%
13	15.39%	33	43.70%	62	87.26%	81	63.03%
14	7.14%	39	74.88%	64	83.58%	82	75.72%
15	5.38%	41	61.15%	65	43.13%	83	70.15%
16	14.43%	42	46.12%	66	87.67%	84	58.35%
17	1.54%	43	74.62%	67	44.95%	86	74.72%
18	20.13%	44	38.74%	68	59.69%	87	45.65%
19	3.08%	46	36.57%	69	41.02%	88	64.01%
21	46.01%	47	47.27%	71	45.81%	89	26.14%
22	47.67%	48	57.83%	72	57.26%	91	60.23%
23	11.86%	51	71.08%	73	55.97%	92	70.48%
24	7.76%	52	77.92%	74	44.00%	99	59.67%

注:表 1 展示了各两位数职业代码对应的被智能化替代概率。

可以看出,不同职业被智能化替代的概率存在较大差异。一些程序化、高重复、低技能的工作被替代的概率较高,如机械制造加工人员、食品饮料生产加工及饲料生产加工人员等;而另一些特殊化、高技能、创造性的工作岗位被智能化替代概率较低,如各类技术人员、企事业单位负责人等。

接下来,利用 2000、2005、2010 这三次人口普查或抽样调查提供的大样本微观数据,我们将个体劳动者被替代的概率加总得到城市层面的工作岗位被替代指标。具体而言,通过人口普查数据得到每个城市的劳动者在这 64 种职业中的就业比例,将其作为权重计算出各城市就业者的工作被替代概率的加权平均值,用以衡量各城市的工作岗位被智能化替代的理论比例。这一变量也将是后文的关键解释变量。

被解释变量主要为城市层面衡量劳动力就业广度的就业人数,以及衡量就业强度的平均工作时长,数据来源于对应年份的人口普查数据。各城市就业人数的估算值,等于人口普查数据中该城市非农工作总人数乘以调整系数¹。各城市平均工作时间的估算值,等于该城市所有参加工作的样本所汇报的每周工作小时数的平均值²。除此之外,我们还通过《中国城市统计年鉴》相关年份的数据获取了人均 GDP 对数值、人口总数对数值、第二产业比重、第三产业比重等城市层面对应年份控制变量的数据。相关变量的描述性统计信息如表 2 所示。

表 2 城市层面变量的统计特征

变量名	2000 年			2005 年			2010 年		
	观测值	均值	标准差	观测值	均值	标准差	观测值	均值	标准差
就业人数(人)	320	712287	784369	342	850468	1534006	342	1205625	1321768
平均工作时长(小时/周)	320	46.74	1.59	342	48.62	3.20	342	48.41	2.02
替代概率	320	0.64	0.03	342	0.63	0.04	342	0.62	0.04
人均 GDP(元)	257	9062	10516	278	16653	21103	280	32631	22747
人口总数(万人)	257	397.13	223.85	280	398.51	230.01	280	415.62	246.98
第二产业占比(%)	257	43.98	11.10	278	45.95	12.40	280	50.89	10.91
第三产业占比(%)	257	35.24	7.21	278	36.48	8.37	280	35.25	8.61

(二)实证模型

本文所使用的计量模型与 Luo and Xing(2016)的方法相似,分别将 2000 与 2005 年

1 调整系数等于当年的全国人口总数除以人口普查微观数据的样本总数。根据本文所使用的三次人口普查或抽样调查微观数据的样本数以及 2000、2005、2010 年全国人口总数,计算得到 2000 年的调整系数为 1074,2005 年的调整系数为 506,2010 年的调整系数为 279。

2 2000 年人口普查仅调查了个人前一周工作天数,本文按照每天 8 小时工作时间,生成每周工作小时数。

的数据以及 2005 与 2010 年的数据进行一阶差分,去除短期内不随时间变化的城市层面的固定效应,在一定程度上剔除共时性因素的影响(如劳动力市场扭曲、企业组织方式等)¹。具体估计模型如下:

$$\Delta Y_{it} = \beta_0 + \beta_1 * \Delta Sub_{it} + \beta_2 * \Delta X_{it} + \varepsilon_{it} \tag{1}$$

其中,下标 i 表示城市, t 表示年份, ΔY_{it} 代表就业广度或强度变量(就业人数或平均工作时间)对数的差分值, ΔSub_{it} 表示被智能化替代指标的差分值。在相关数据测算过程中,由于研究对象是城市的就业和工作时长,因此去除了农林牧渔业的样本。 ΔX_{it} 表示控制变量的差分值,主要包括人均 GDP 对数值、人口总数对数值、第二产业比重、第三产业比重等。

四、实证结果

本节利用 2000、2005、2010 年三次人口普查数据,计算不同年份之间工作被替代指标的变化,然后以地级市作为劳动市场的追踪观测单位,估算智能化对就业数量、平均工作时间的影

(一)城市层面的相关性图示

在进行回归分析之前,图 1 描绘了城市层面的工作岗位被智能化替代指标的变化与就业人数或工作时长变化之间的相关关系。容易看出,2000 - 2005 年间各城市工作岗位被智能化替代指标的变化与就业人数增长之间有显著的负向关系(Panel A),与平均工作时长变化有显著的正向关系(Panel B)。由此可见,在这五年之间,通过各城市就业者的职业分布变化所呈现出来的智能化趋势,明显伴随着就业人数增长的下降和平均工作时间的增加。换用 2005 - 2010 年数据也得到了同样的发现(Panel C 和 D)。这一相关性图示的结果表明,智能化的发展造成了就业人数增长的下降,但是却带来了就业强度的增加,这一差异性的影响效果,需要在后文中进一步分析。

(二)2000 - 2005 年间智能化对城市就业人数和工作时长的影响

接下来,我们按照(1)式进行回归分析,分别考察 2000 - 2005 年间以及 2005 - 2010 年间智能化对劳动力市场的影响。表 3 的 Panel A 分“有控制变量”和“无控制变量”两种情况,汇报了城市层面 2000 - 2005 年间工作岗位被智能化替代指标对就业人数影响的估计结果²,结果基本一致,均显示智能化技术的渗透显著降低了城市就业人数的增长。以

1 例如,营商环境差、劳动市场表现差的城市,往往也是引进和吸纳智能化技术比较慢的城市,这一遗漏变量会使得最小二乘法的估计结果低估实际中智能化造成的负面影响。必须承认的是,一个城市工作岗位被智能化替代的概率的变化,从根本上来说反映了其实际就业结构的变化,而就业结构的变化在某种程度上也与就业人数和工作时长直接相关。因此,即便通过差分法控制了固定效应,解释变量仍存在一定内生性。本文的分析更侧重于揭示智能化带来的就业结构变动与劳动市场上主要结果相关关系,因果关系的推断并非本文的重点。

2 表 3 - 6 中,控制变量包括人均 GDP 对数值、人口总数对数值、第二产业比重、第三产业比重,主要来自《中国城市统计年鉴》。因部分地级市和自治州、地区数据缺失,故样本量比不加入控制变量的回归少。

第(1)列结果为例,当被替代指标增加1个百分点时,也就是当一个城市的劳动者所从事的职业岗位被智能化替代的概率在五年间平均上升1个百分点时,该城市就业人数的增长将会减缓2.7~3.8个百分点,经济意义十分显著。为了考察不同劳动者受到的不同影响,我们也分性别、教育水平和年龄组进行了回归。第(2)、(3)两列的对比显示,女性就业数量增长受智能化冲击而减缓的幅度更大;(4)、(5)两列将人群分为高教育(高中及以上)和低教育(初中及以下)两组,结果显示智能化对低教育群体就业影响较大,而对高教育群体几乎没有影响;(6)、(7)两列将劳动力分为年轻和年长两组(以40岁为界),结果显示大龄人群受影响更大。

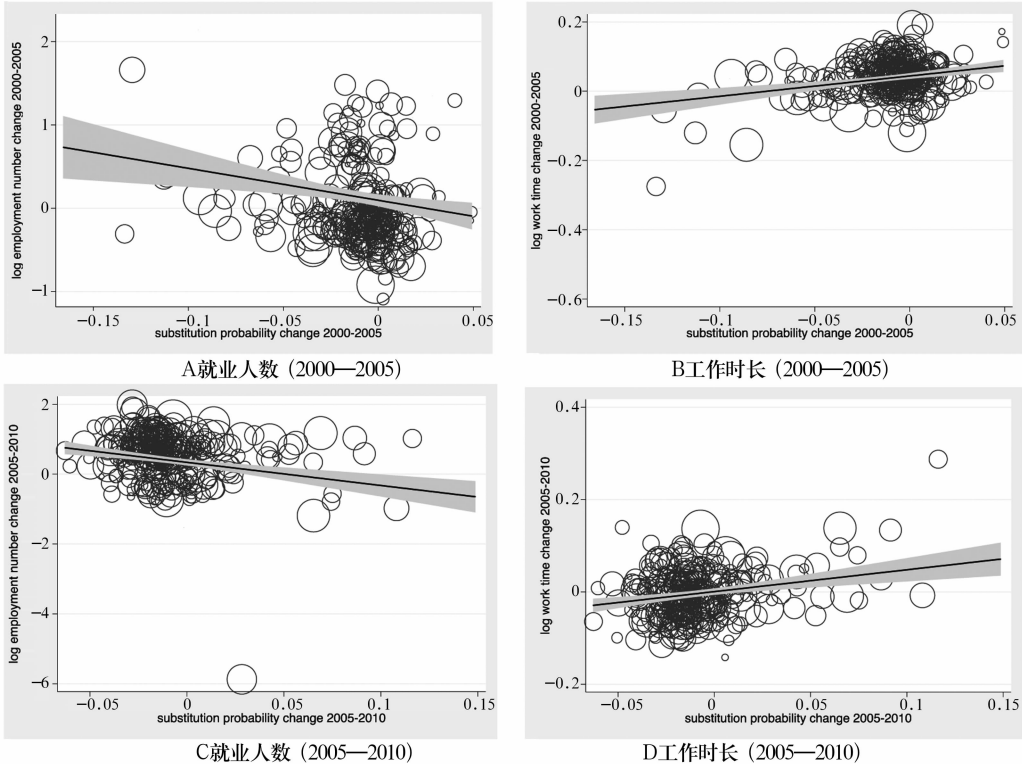


图1 被智能化替代对就业人数和工作时长的影响

注:横轴是被替代指标的变化值,纵轴是就业人数或工作时间对数值的变化值,每一个圆圈代表一个城市,圆圈的大小代表了城市的人口规模,线性拟合曲线及其95%置信区间也一并展示在了图中。

鉴于户籍制度对劳动者就业机会和工作福利的巨大影响,我们在 Panel B 和 Panel C 展示了分户口类型的回归结果。可以看出,智能化对于劳动就业数量的负面影响主要存在于农业户口的样本中。

人工智能作为一种新技术,不仅可以替代简单重复的人力劳动,还可能具备类似于人脑的思维和工作能力,所以对劳动力市场的影响范围和程度高于以往的普通技术进步。随着人口老龄化导致人口红利的减少,劳动力成本不断提升,这进一步加剧了企业用智能

化技术来代替人工劳动的意愿。上述实证结果表明,智能化技术的发展,总的来说确实对于劳动力的就业数量产生了明显的替代作用。这一分析结果与 Graetz and Michaels (2018) 和 Acemoglu and Restrepo (2020) 等研究的结论一致。由于女性、低教育、年长、农业户籍的劳动力通常更有可能在劳动力市场中处于弱势地位,所面临的劳动力市场的歧视较多(孙婧芳,2017;李彬和白岩,2020;Neumark,2018),其从事的工作任务也更多是相对容易被智能化技术所替代的简单重复性劳动。分劳动力特征的子样本分析的确表明,这一替代作用对这些相对弱势的劳动群体影响更大。

表 3 工作被替代概率对城市层面就业数的影响(2000-2005)

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
	全体	男性	女性	高教育	低教育	年轻 (20-39)	年长 (40-60)
Panel A:全部样本							
无控制变量 (N=320)	-3.836** (1.529)	-3.160** (1.558)	-4.894*** (1.553)	-0.999 (1.655)	-5.221*** (1.596)	-3.092* (1.599)	-5.135*** (1.548)
有控制变量 (N=255)	-2.679** (1.357)	-1.724 (1.337)	-4.119*** (1.415)	0.327 (1.634)	-4.095*** (1.399)	-1.843 (1.358)	-3.973*** (1.429)
Panel B:农业户口样本							
无控制变量 (N=313)	-6.920*** (1.543)	-5.782*** (1.634)	-8.798*** (1.533)	-1.751 (1.574)	-7.630*** (1.603)	-6.028*** (1.594)	-7.918*** (1.644)
有控制变量 (N=253)	-4.855*** (1.353)	-3.137** (1.355)	-8.053*** (1.400)	-0.291 (1.637)	-5.556*** (1.410)	-3.622*** (1.372)	-6.745*** (1.392)
Panel C:非农户口样本							
无控制变量 (N=319)	-0.476 (1.703)	-0.306 (1.751)	-0.663 (1.670)	0.019 (1.680)	-0.506 (1.896)	-0.090 (1.666)	-1.113 (1.946)
有控制变量 (N=255)	0.650 (1.685)	1.002 (1.768)	0.159 (1.607)	0.823 (1.751)	1.153 (1.867)	0.827 (1.625)	0.466 (1.932)

注:该表展示了就业数的对数差分值(被解释变量)对 2000 和 2005 两年各城市工作被替代概率差分值(解释变量)的回归系数和异方差稳健标准误。每一个单元格均代表了一个回归。奇数行不加入控制变量,偶数行加入的控制变量为人均 GDP 对数值、人口总量对数值、第二产业占比和第三产业占比变量的差分值。不同列中,就业数的计算采用了不同的样本。*、**、***分别代表 10%、5%和 1%的显著性水平。

就业人数的变动主要反映劳动力市场中就业的广度,而就业人群的实际工作时间所反映的就业强度,其实也是就业数量的一种反映。表 4 汇报了城市层面工作岗位被智能化替代指标对就业人群平均工作时间的估计结果。Panel A 显示,智能化显著增加了工作时长。以第(1)列结果为例,被替代指标每提高 1 个百分点,对应的工作时间会加长 5.9~7.5 个百分点。这一结果表明,虽然智能化发展降低了劳动就业的人数,但是却加

强了在职劳动者的劳动强度。一种可能的解释是,从事被替代概率较高的职业的工人,因受到智能化带来的失业压力而普遍加大了工作强度,导致城市层面平均工作时长上升。也可能是因为城市内的行业 and 职业结构发生了调整,使得工作时间较长的职位占比上升,导致总体的工作时间变长。尽管其中的具体机制并不确定,但这些估计结果无疑体现了智能化对劳动力市场的挤压作用。(2) – (7) 列根据劳动者的特征进行分组回归,结果仍然显示女性、低教育和年长的劳动者受智能化的影响更大。Panel B 和 Panel C 展示了分户口类型的回归结果。容易看出,智能化对劳动力平均工作时间的影 响主要存在于农业户口样本中。

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
	全体	男性	女性	高教育	低教育	年轻 (20 – 39)	年长 (40 – 60)
Panel A: 全部样本							
无控制变量 (N = 320)	0. 586 *** (0. 186)	0. 455 *** (0. 171)	0. 758 *** (0. 213)	0. 217 (0. 178)	0. 794 *** (0. 225)	0. 519 *** (0. 164)	0. 660 *** (0. 230)
有控制变量 (N = 255)	0. 751 *** (0. 221)	0. 587 *** (0. 202)	0. 952 *** (0. 246)	0. 409 *** (0. 134)	0. 959 *** (0. 278)	0. 646 *** (0. 197)	0. 868 *** (0. 257)
Panel B: 农业户口样本							
无控制变量 (N = 313)	0. 855 *** (0. 222)	0. 667 *** (0. 205)	1. 066 *** (0. 272)	0. 483 ** (0. 202)	0. 910 *** (0. 236)	0. 754 *** (0. 201)	0. 959 *** (0. 261)
有控制变量 (N = 253)	0. 932 *** (0. 288)	0. 646 ** (0. 261)	1. 332 *** (0. 331)	0. 559 ** (0. 256)	0. 986 *** (0. 304)	0. 779 *** (0. 262)	1. 137 *** (0. 320)
Panel C: 非农业户口样本							
无控制变量 (N = 319)	0. 201 (0. 160)	0. 198 (0. 158)	0. 208 (0. 168)	0. 205 (0. 164)	0. 201 (0. 171)	0. 206 (0. 151)	0. 201 (0. 200)
有控制变量 (N = 255)	0. 375 *** (0. 139)	0. 360 ** (0. 144)	0. 395 *** (0. 139)	0. 365 *** (0. 128)	0. 435 ** (0. 169)	0. 365 ** (0. 144)	0. 384 *** (0. 139)

注:该表展示了工作时长(对数差分值(被解释变量))对 2000 和 2005 两年各城市工作被替代概率的差分值(解释变量)的回归系数和异方差稳健标准误。每一个单元格均代表了一个回归。奇数行不加入控制变量,偶数行加入的控制变量为人均 GDP 对数值、人口总量对数值、第二产业占比和第三产业占比变量的差分值。不同列中,工作长时的统计针对不同的样本进行。*、**、***分别代表 10%、5% 和 1% 的显著性水平。

(三)2005 – 2010 年间智能化对城市就业人数和工作时长的影响

表 5 和表 6 使用 2005 – 2010 年的数据重复了上一小节的回归分析。表 5 的结果与表 3 基本一致,显示智能化进程与城市就业人数增长负相关,且这种负面作用更明显地存在于女性、低教育、年长和农业户口样本中。值得注意的是,表 5 的回归系数明显大于表

3,尤其是对于农业户籍的劳动力而言,这一变化尤为明显。近年来,智能化进程大幅加快。国际机器人联盟(IFR)的数据显示,中国在2000年、2005年和2010年的新增工业机器人的数量分别为380台、4461台和14978台,增速迅猛。与此同时,智能化技术也在不断升级迭代,机器不但灵巧度上升,还逐步具备了像人一样的思考能力,替代了更多类型的人力劳动。以上发现与闫雪凌等(2020)年利用中国制造业分行业数据得到的分析结论一致(该文认为替代作用增强的原因是2011年“工业4.0”提出后机器人的应用明显加速)。

表6的结果与表4基本一致,智能化显著增加了劳动者的平均工作时间,而且这种正向作用更显著地存在于女性、低教育、年长和农业户口样本中。

表 5 工作被替代概率对城市层面就业数的影响(2005–2010)

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
	全体	男性	女性	高教育	低教育	年轻 (20–39)	年长 (40–60)
Panel A:全部样本							
无控制变量 (N=342)	-6.622*** (1.755)	-5.735*** (1.741)	-8.039*** (1.816)	-3.936** (1.933)	-7.860*** (1.805)	-5.870*** (1.820)	-7.003*** (1.434)
有控制变量 (N=274)	-5.389** (2.175)	-4.520** (2.166)	-6.680*** (2.224)	-2.875 (2.330)	-6.672*** (2.140)	-4.306** (2.154)	-5.630*** (1.706)
Panel B:农业户口样本							
无控制变量 (N=341)	-8.078*** (1.655)	-6.704*** (1.652)	-10.442*** (1.705)	-4.338** (1.689)	-8.329*** (1.681)	-6.759*** (1.825)	-10.410*** (1.481)
有控制变量 (N=273)	-6.644*** (1.686)	-5.233*** (1.681)	-8.895*** (1.729)	-3.782** (1.706)	-6.894*** (1.697)	-4.883*** (1.749)	-9.583*** (1.734)
Panel C:非农户口样本							
无控制变量 (N=340)	-2.131 (1.478)	-2.026 (1.519)	-2.235 (1.453)	-1.660 (1.606)	-2.195 (1.590)	-2.023 (1.475)	-2.377 (1.539)
有控制变量 (N=273)	-0.555 (1.844)	-0.497 (1.905)	-0.618 (1.788)	-0.537 (1.974)	-0.128 (1.760)	-0.510 (1.881)	-0.655 (1.851)

注:该表展示了就业数的对数差分值(被解释变量)对2005和2010两年各城市工作被替代概率差分值(解释变量)的回归系数和异方差稳健标准误。每一个单元格均代表了一个回归。奇数行不加入控制变量,偶数行加入的控制变量为人均GDP对数值、人口总量对数值、第二产业占比和第三产业占比变量的差分值。不同列中,就业数的计算采用了不同的样本。*、**、***分别代表10%、5%和1%的显著性水平。

表 6 工作被替代概率对城市层面工作时长的影响 (2005 – 2010)							
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
	全体	男性	女性	高教育	低教育	年轻 (20 – 39)	年长 (40 – 60)
Panel A:全部样本							
无控制变量 (N = 342)	0.473 *** (0.177)	0.348 ** (0.171)	0.627 *** (0.191)	0.079 (0.141)	0.695 *** (0.209)	0.444 *** (0.161)	0.487 ** (0.209)
有控制变量 (N = 274)	0.528 *** (0.197)	0.362 * (0.185)	0.751 *** (0.221)	0.139 (0.111)	0.789 *** (0.254)	0.479 *** (0.170)	0.566 ** (0.241)
Panel B:农业户口样本							
无控制变量 (N = 341)	0.809 *** (0.209)	0.622 *** (0.188)	1.026 *** (0.251)	0.438 ** (0.203)	0.835 *** (0.220)	0.711 *** (0.193)	0.923 *** (0.229)
有控制变量 (N = 273)	0.927 *** (0.252)	0.705 *** (0.214)	1.198 *** (0.320)	0.520 *** (0.193)	0.971 *** (0.268)	0.792 *** (0.223)	1.090 *** (0.280)
Panel C:非农户口样本							
无控制变量 (N = 340)	0.087 (0.144)	0.075 (0.148)	0.097 (0.145)	0.073 (0.138)	0.138 (0.168)	0.117 (0.139)	0.046 (0.162)
有控制变量 (N = 273)	0.133 (0.111)	0.102 (0.124)	0.181 * (0.108)	0.132 (0.098)	0.145 (0.171)	0.177 (0.116)	0.055 (0.117)

注:该表展示了工作时长的对数差分值(被解释变量)对2005和2010两年各城市工作被替代概率的差分值(解释变量)的回归系数和异方差稳健标准误。每一个单元格均代表了一个回归。奇数行不加入控制变量,偶数行加入的控制变量为人均GDP对数值、人口总量对数值、第二产业占比和第三产业占比变量的差分值。不同列中,工作时长的统计针对不同样本进行。*、**、***分别代表10%、5%和1%的显著性水平。

五、进一步的讨论

本节利用中国家庭追踪调查微观数据以及欧盟的机器人使用数据做进一步分析,以提供更丰富的证据。

(一)智能化对个体劳动者的影响

我们利用2010、2012两次中国家庭追踪调查(CFPS)数据¹,从微观层面估算智能化所导致的工作替代与个人就业状态、工作收入及工作时长的关系。具体回归模型如下:

$$\Delta Y_{jt} = \beta_0 + \beta_1 * Sub_{jt} + \beta_2 * X_{jt} + \varepsilon_{jt}$$

(2)

1 由于2014年CFPS的工作部分问卷与前两次调查存在较大改变,难以一一对应,所以我们仅用前两轮调查数据。中国家庭追踪调查数据是入户调查数据,并不是以劳动力市场的在职员工工作为总体而进行随机性地抽样的数据,可能存在一定程度的代表性偏差,对相关结论进行推广时应予以注意。

其中,下标 j 表示个人,下标 t 表示年份, ΔY_{jt} 代表 2010 – 2012 年就业结果变量(就业状态和平均工作时间对数值)的差分值, Sub_{jt} 为 2010 年城市层面或个人层面的工作被智能化替代的概率¹。 X_{jt} 为 2010 年个人或家庭层面的控制变量,包括性别、年龄、户口类型、教育年限、健康水平、婚姻状态、党员身份、参与社会团体数量、所处行业与所在省份的虚拟变量等。

表 7 汇报了利用了 20 – 60 岁之间从事非农就业的受访者样本进行回归的结果。Panel A 考察了城市层面的工作岗位被替代指标对受访者就业参与的影响,被解释变量为 2010 – 2012 年间受访者工作状态的改变,解释变量为 2010 年各城市被替代概率²。第 (1) 列结果显示,一个城市的工作岗位理论上被替代的比例每上升 1%,个体劳动者就业状态的差值会降低 0.62%。换句话说,对一个 2010 年有工作的劳动者来说,这意味着其在 2012 年变成失业状态的概率会提高 0.62%。(2) – (4) 列的分样本回归显示,这一影响效果主要来源于具有农业户口但是常住地在城市的居民。Panel B 以有工作的受访者为样本,考察了个人所从事的职业被智能化替代的概率对其工作时间的影 响。回归结果显示,从事的职业被替代概率越高,劳动者的工作时间上升越多,这些发现都与上一小节中城市层面的发现一致。

表 7 的结果显示,利用微观个体的工作数据所估计出来的智能化的替代作用与城市层面宏观数据所揭示的规律完全一致,这进一步证实了本文结论的稳健性。

表 7 工作被智能化替代与个体就业表现(2010 – 2012)

	(1)	(2)	(3)	(4)
	所有样本	非农户口城市居民	农业户口城市居民	农村居民
Panel A:是否有工作				
城市层面被替代指标	-0.619** (0.265)	-0.469* (0.264)	-1.091*** (0.399)	-0.445 (0.425)
观测值	11,220	3,839	2,430	4,951
Panel B:工作时间对数				

1 由于缺乏 2012 年城市层面的工作岗位被智能化替代的概率,我们无法对解释变量进行一阶差分,所以解释变量均为 2010 年数值。在这一模型设定下,用期初值解释期间增长值,可以在一定程度上缓解反向因果和不随时间变化的遗漏变量造成的偏误问题,与前面使用普查数据的一阶差分估计结果互为补充。就主要的解释变量,即工作被智能化替代的概率而言,其取值在城市层面和在个人层面各有利弊。取值在个人层面(以受访者所汇报的职业被智能化替代的概率作为其取值),可以更精确地衡量每个人受智能化冲击的不同,但由于每个人的职业是自选择之后的结果,因此存在一定的内生性。取值在城市层面,反映了该城市整体受智能化冲击的程度,更为外生,但与受访者个人所实际受到的智能化冲击的相关性比较弱。在本文中,当被解释变量为个人是否就业时,由于那些未就业的受访者的职业变量缺失,故使用城市层面的被替代概率作为解释变量;当被解释变量为个人的工作时间时,我们采用个人层面的被替代概率为解释变量。

2 城市层面的工作岗位被智能化替代概率的计算方法与上一小节相同,数据年份为 2010 年。

续表				
	(1)	(2)	(3)	(4)
职业替代概率	0.131 *** (0.047)	0.077 (0.050)	0.211 *** (0.073)	0.171 ** (0.083)
观测值	2,056	1,091	385	580

注:所有被解释变量均是取 2010 和 2012 两年数值的差分值,而所有解释变量均是取 2010 年数值,括号中为聚类标准误(Panel A 的标准误聚类到城市层面,Panel B 和 C 的标准误聚类到职业层面),*、**、***分别代表 10%、5% 和 1% 的显著性水平。所有回归中加入的控制变量为性别、年龄、户口、教育年限、健康水平、婚姻、党员、参与社会组织数量、省份虚拟变量、行业虚拟变量。

(二) 机器人应用对城市就业人数和工作时长的影响

Frey and Osborne(2017)所估算的被智能化替代概率,主要是基于计算机技术的发展。然而,智能化还涵盖了工业机器人、数控机器、智能化软件等多个维度的内容。接下来使用欧盟机器人应用数据构建替代的解释变量,以验证前文结论的稳健性。

具体而言,Acemoglu and Restrepo(2020)提供了欧洲 9 个国家(丹麦、芬兰、法国、德国、意大利、挪威、西班牙、瑞典、英国)19 个行业的平均每千人使用机器人的数量。由于欧洲在机器人使用方面处于世界前沿,可以认为这些数量代表了机器人在短期内应用强度的最高理论值。换句话说,中国各行业的机器人使用强度也将向这些数值慢慢靠近。该数据共有 1993 年、2004 年、2007 年和 2014 年四轮,我们分别利用邻近两轮的均值与中国 2000 年、2005 年和 2010 年人口普查数据进行匹配(即用 1993 和 2004 年的均值来近似 2000 年的情况,其他以此类推),同时把欧洲的 19 个行业对应到中国的两位数行业代码。接下来,以各城市各行业的就业比例作为权重,计算各个城市每千人使用机器人的平均数量,并作为该城市工作岗位理论上会被智能化替代状况的代理变量,然后重复第三节中城市层面的回归分析。表 8 回归结果显示,将 2000 年与 2005 年进行对比,如果一个城市的行业越倾向于更多地使用机器人,其就业人数增长就越可能下降,平均工作时长也可能更长。且这种影响对于女性、低教育、大龄劳动者影响更大。对比 2005 - 2010 区间与 2000 - 2005 区间可以发现,这种影响随时间推移有加大的趋势。这些结论与之前的发现一致。

表 8 机器人应用对城市层面就业人数和工作时长的影响(2000 - 2010)

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
	全体	男性	女性	高教育	低教育	年轻 (20 - 39)	年长 (40 - 60)
Panel A:2000 - 2005 年就业人数							
机器人应用 (N = 320)	-0.169 ** (0.065)	-0.162 ** (0.065)	-0.183 *** (0.067)	-0.083 (0.069)	-0.200 *** (0.067)	-0.153 ** (0.067)	-0.228 *** (0.073)

续表

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
Panel B:2000 – 2005 年工作时长							
机器人应用 (N = 320)	0.036 *** (0.007)	0.035 *** (0.007)	0.036 *** (0.006)	0.023 *** (0.005)	0.040 *** (0.008)	0.033 *** (0.007)	0.039 *** (0.006)
Panel C:2005 – 2010 年就业人数							
机器人应用 (N = 342)	-0.371 ** (0.175)	-0.365 ** (0.172)	-0.384 ** (0.180)	-0.275 ** (0.134)	-0.352 * (0.183)	-0.342 * (0.176)	-0.468 *** (0.153)
Panel D:2005 – 2010 年工作时长							
机器人应用 (N = 342)	0.306 *** (0.055)	0.309 *** (0.054)	0.458 *** (0.082)	0.310 *** (0.054)	0.460 *** (0.081)	0.305 *** (0.055)	0.467 *** (0.081)

注：该表展示了就业人数和工作时长的对数差分值（被解释变量）对相应两年各城市每千人机器人数量的差分值（解释变量）的回归系数和异方差稳健标准误。每一个单元格均代表了一个回归。不同列中，就业人数和工作时长的统计针对不同的样本进行。此表未控制相应变量，控制之后结果一致，为节省篇幅不再汇报。*、**、***分别代表 10%、5% 和 1% 的显著性水平。

六、结论与政策含义

自动化、智能化技术在很大程度上代表了一种劳动替代型的技术进步，可能导致越来越多工作岗位被替代。本文基于 Frey and Osborne (2017) 关于各职业被智能化替代概率的估计结果，构建了中国各职业被智能化替代的概率，并计算了城市层面的智能化替代概率，估计了智能化进程对城市就业数量和工作时长的短期影响。本文发现，智能化显著降低了就业数量的增长，却同时提高了在职劳动者的平均工作时间，这一影响效果在女性、低教育、年长和农业户籍的群体中更大，且随着时间的推移，影响效果呈增大趋势。

值得注意的是，本文所构建的各职业被智能化替代的概率是一个理论上的最高值，并不代表这些职业很快会以如此大的比例被替代。某个职业在实际中究竟有多大比例或概率被替代，取决于所在的行业、地区、乃至具体企业在多大程度上采用了智能化技术。此外，本文的研究依赖于 Frey and Osborne (2017) 对美国各职业被智能化替代概率的估算结果，因而有几点局限。一是中美两国的劳动力市场有显著差异，把美国的估算概率按照职业名称直接对应到中国的各职业上，存在一定程度的误差。然而，由于中国相关基础数据的缺乏，使用 Frey and Osborne (2017) 的结果是目前条件下的权宜之选。与此同时，基于美国数据构建的度量指标对中国劳动市场而言是外生的，可以避免潜在的自选择问题¹。二是 Frey and Osborne (2017) 的估算结果是不随时间变化的，本文将其对应到了不

1 类似的做法也出现在其他一些研究中。例如，鞠建东等(2012)使用了美国各行业的技术密集度作为中国各行业的技术水平的衡量指标，考察其对出口的影响。

同年份上,也存在一定的误差。我们使用欧盟国家机器人使用数据作为替代衡量指标,该指标具有时变性,可在一定程度上弥补这一缺陷。三是本文的被替代指标是一个总体替代结果,其中也包含了智能化对就业的互补作用和创造作用。如何将智能化对就业的替代作用与互补、创造作用区分开,是下一步研究的方向之一。

本研究尽管侧重于相关分析而非因果关系的推断,但也为讨论自动化和智能化对中国劳动力市场带来的冲击提供了实证证据,具有一定政策含义。我国在大力推动人工智能等新技术发展的同时,需要注意其对劳动力市场产生的潜在冲击。首先,应全面评估智能化对劳动力市场产生的影响。这是由于智能化并不是一种中性的技术进步,其对于不同行业、不同特征的劳动力将会产生差异性影响。其次,应关注劳动力市场中相对脆弱的群体(如女性、低教育劳动者、大龄劳动者、移民),通过进行职业教育或职业培训努力提高其劳动技能和人力资本,以应对智能化对其就业机会的负面影响。最后,关注智能化对劳动时间等劳动者福利所带来的影响,尤其需要警惕智能化可能带来的收入和社会阶层的极化现象,在利用技术进步促进经济发展的同时注意提高劳动者福利和维护社会公平。

参考文献

- [1] 蔡跃洲和陈楠, 2019,《新技术革命下人工智能与高质量增长、高质量就业》,《数量经济技术经济研究》第5期,第3~22页。
- [2] 耿志祥和孙祁祥, 2017,《人口老龄化、延迟退休与二次人口红利》,《金融研究》第1期,第52~68页。
- [3] 郭凯明, 2019,《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》第7期,第60~77+202~203页。
- [4] 鞠建东、马弘、魏自儒、钱颖一和刘庆, 2012,《中美贸易的反比较优势之谜》,《经济学(季刊)》第11卷第3期,第805~832页。
- [5] 李彬和白岩, 2020,《学历的信号机制:来自简历投递实验的证据》,《经济研究》第10期,第176~192页。
- [6] 任莉颖、李力和马超, 2012,《中国家庭动态跟踪调查 2010 年职业行业编码》,《北京大学中国家庭动态跟踪调查技术报告系列:CFPS-8》。
- [7] 邵文波和盛丹, 2017,《信息化与中国企业就业吸纳下降之谜》,《经济研究》第6期,第120~136页。
- [8] 孙婧芳, 2017,《城市劳动力市场中户籍歧视的变化:农民工的就业与工资》,《经济研究》第8期,第171~186页。
- [9] 王春超和丁琪芯, 2019,《智能机器人与劳动力市场研究新进展》,《经济社会体制比较》第3期,第178~188页。
- [10] 王永钦和董雯, 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》,《经济研究》第10期,第159~175页。
- [11] 熊彼特, 1990,《经济发展理论》,何畏、易家译,北京:商务印书馆。
- [12] 闫雪凌、朱博楷和马超, 2020,《工业机器人使用与制造业就业:来自中国的证据》,《统计研究》第37卷第1期,第74~87页。
- [13] 杨伟国、邱子童和吴清军, 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,第109~119+128页。
- [14] Acemoglu, D., and D. Autor, 2011, "Skills, Tasks and Technologies: Implications for Employment and Earnings", *Handbook of labor economics*, 4: 1043~1171.
- [15] Acemoglu, D. and P. Restrepo, 2018, "The Race between Machine and Man: Implications of Technology for Growth, Factor Shares and Employment", *American Economic Review*, 108(6): 1488~1542.

- [16] Acemoglu, D. , and P. Restrepo, 2020, “Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets”, *Journal of Political Economy*, 128(6) : 2188 ~ 2244.
- [17] Aghion, P. , and P. Howitt, 1994, “Growth and Unemployment”, *Review of Economic Studies*, 61(3) : 477 ~ 494.
- [18] Arntz, M. , T. Gregory, and U. Zierahn, 2016, “The Risk of Automation for Jobs in OECD Countries: A Comparative Analysis”, OECD Social, Employment and Migration Working Papers, No. 189.
- [19] Autor, D. H. , 2015, “Why Are There Still So Many Jobs? The History and Future of Workplace Automation”, *Journal of Economic Perspectives*, 29(3) : 3 ~ 30.
- [20] Autor, D. H. , and D. Dorn, 2013, “The Growth of Low – skill Service Jobs and the Polarization of the US Labor Market”, *American Economic Review*, 103(5) : 1553 ~ 1597.
- [21] Autor, D. H. , F. Levy, and R. J. Murnane, 2003, “The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration”, *Quarterly Journal of Economics*, 118(4) : 1279 ~ 1333.
- [22] Bakhshi, H. , J. M. Downing, M. A. Osborne, and P. Schneider, 2017, *The Future of Skills: Employment in 2030*, London: Pearson.
- [23] Bartel, A. , C. Ichniowski, and K. Shaw, 2007, “How Does Information Technology Affect Productivity? Plant – level Comparisons of Product Innovation, Process Improvement, and Worker Skills”, *The Quarterly Journal of Economics*, 122(4) : 1721 ~ 1758.
- [24] Bloom, D. E. , M. McKenna, and K. Prettnner, 2018, “Demography, Unemployment, Automation, and Digitalization: Implications for the Creation of (Decent) Jobs, 2010-2030 (No. w24835)”, National Bureau of Economic Research.
- [25] Brynjolfsson, E. , and A. McAfee, 2014, *The Second Machine Age: Work, Progress, and Prosperity in a Time of Brilliant Technologies*, WW Norton & Company.
- [26] Cheng, H. , R. Jia, D. Li, and H. Li, 2019, “The Rise of Robots in China”, *Journal of Economic Perspectives*, 33(2) : 71 ~ 88.
- [27] David, B. , 2017, “Computer Technology and Probable Job Destructions in Japan: An Evaluation”, *Journal of the Japanese and International Economies*, 43(1) : 77 ~ 87.
- [28] Frey, C. B. , and M. A. Osborne, 2017, “The Future of Employment: How Susceptible Are Jobs to Computerisation?”, *Technological Forecasting and Social Change*, 114: 254 ~ 280.
- [29] Goos, M. , and A. Manning, 2007, “Lousy and Lovely Jobs: The Rising Polarization of Work in Britain”, *Review of Economics and Statistics*, 89(1) : 118 ~ 133.
- [30] Goos, M. , A. Manning, and A. Salomons, 2014, “Explaining Job Polarization: Routine – biased Technological Change and Offshoring”, *The American Economic Review*, 104(8) : 2509 ~ 2526.
- [31] Graetz, G. , and G. Michaels, 2018, “Robots at Work”, *Review of Economics and Statistics*, 100(5) : 753 ~ 768.
- [32] Hémous, D. , and M. Olsen, 2016, “The Rise of the Machines: Automation, Horizontal Innovation and Income Inequality”, Working Paper.
- [33] Katz, L. F. , and R. A. Margo, 2014, “Technical Change and the Relative Demand for Skilled Labor: The United States in Historical Perspective”, In *Human Capital in History: The American Record* (pp. 15 – 57), University of Chicago Press.
- [34] Kleinaltenkamp, M. J. , 2017, “Understanding the Impact of Job Automation on Chinese Employment - A Quantitative Investigation”, Peking University Master’s Thesis.
- [35] Luo, D. , and C. Xing, 2016, “Population Adjustments in Response to Local Demand Shifts in China”, *Journal of Housing Economics*, 33: 101 ~ 114.
- [36] Manyika, J. , Chui, M. , Miremadi, M. , Bughin, J. , George, K. , Willmott, P. , and Dewhurst, M. , 2017, “A Future That Works: Automation, Employment, and Productivity”, McKinsey Global Institute, pp. 119 ~ 135.

- [37] Michaels, G. , A. Natraj, and J. Van Reenen, 2014, “Has ICT Polarized Skill Demand? Evidence from Eleven Countries over Twenty – five Years”, *Review of Economics and Statistics*, 96(1) : 60 ~ 77.
- [38] Neumark, D. , 2018, “Experimental Research on Labor Market Discrimination”, *Journal of Economic Literature*, 56(3) : 199 ~ 866.
- [39] Oschinski, M. , and R. Wyonch, 2017, “Future Shock? The Impact of Automation on Canada’s Labour Market”, C. D. Howe Institute Commentary, No. 472.
- [40] Susskind, D. , 2017, “A Model of Technological Unemployment”, Economics Series Working Papers.
- [41] Zhou, G. , G. Chu, L. Li, and L. Meng, 2019, “The Effect of Artificial Intelligence on China’s Labor Market”, *China Economic Journal*, 13(1) : 24 ~ 41.

The Impact of Automation and Artificial Intelligence on China’s Labor Market: Quantity and Intensity of Employment

ZHOU Guangsu LI Lixing MENG Lingsheng

(School of Labor and Human Resources, Renmin University of China;
National School of Development, Peking University;
Department of Economics, the Chinese University of Hong Kong)

Summary: Automation and artificial intelligence (AI) are major trends in the workplace that have significantly improved production efficiency. Through the Internet + , big data, and cloud computing, AI has sparked a global technological revolution that has changed the traditional social order. While automation and AI have a positive impact on economic growth, they also negatively affect many traditional occupations. Many jobs may be replaced by automation. Studies show that the decline in the employment and wages of low – and medium – skilled workers can be attributed to the application of automation and AI. The rapid development of the AI industry and the aging of the population have drawn attention to how automation and AI affect China’s labor market. Unlike the previous three technological revolutions in which machines and equipment replaced manual labor, automation and AI are being integrated into the production process. This not only requires machines to approximate human dexterity but, more importantly, it means that machines are gradually developing cognitive abilities similar to those of a human. This transformation will have a significant impact on the labor market. In China, the impact of automation and AI will be more pronounced, partly because China is at the forefront of AI development, and partly because of its large population and labor – intensive industrial structure. However, little research (especially quantitative research) examines how China’s labor market will be affected by automation and AI. This study estimates the effect of automation and AI on China’s labor market and suggests relevant countermeasures.

Based on Frey and Osborne’s (2017) estimation of the probability of computerization for 702 detailed occupations, this paper estimates the probability that each occupation in China will be replaced by automation. Based on these estimates, we use data from latest Census and China Family Panel Studies to estimate the automation-substitution probability by city, and gauge the macro impact of automation on China’s labor market.

Finally, we empirically examine the effect of automation on labor market outcomes, such as employment at the city level and individual working hours. The results show that automation has a significant and negative impact on employment but a positive impact on working hours. The effect is larger among vulnerable groups in the labor market, such as women, those with a low level of education, the elderly, and migrants.

The contributions of this paper are as follows. First, it shows how the labor market in developing countries is affected by automation. Second, it estimates the replacement probability for each occupation in China, and comprehensively assesses the possible substitution effect of automation. Third, it estimates the impact of automation on the quantity and intensity of employment and conducts a heterogeneity analysis using labor force characteristics, to provide a comprehensive assessment of the impact of automation. Finally, the paper uses data on EU robots as a proxy for AI in China to examine the impact of AI on the labor market from different perspectives.

Although this study focuses on showing correlations rather than inferring causality, it is nonetheless informative about the impact of automation and AI on China’s labor market, and has important policy implications. While China promotes the development of new technologies such as AI, it needs to address their potential negative impact on the labor market. First, this impact needs to be comprehensively assessed, because its effect will differ across industries and workers. Second, more attention needs to be paid to vulnerable groups in the labor market (e.g., women, low – educated workers, older workers, and migrants). Efforts to improve their labor skills and human capital through vocational training are needed to alleviate the negative impact of automation and AI on them. Finally, attention needs to be paid to the impact of automation and AI on the welfare of workers, particularly the polarization of income and social class. Technological progress needs to be harnessed to promote economic development while improving the welfare of workers and maintaining social equity.

Keywords: Automation, Artificial Intelligence, Job Substitution, Labor Demand

JEL Classification: O33, E24, J24, J31

(责任编辑:林梦瑶)(校对:ZL)