

机器人与非正规就业^{*}

陈佳莹 赵佩玉 赵勇

摘要：机器人的推广对劳动力市场带来了明显的冲击，如何稳定就业、推动灵活就业成为当前的重要议题。本文结合国际机器人联盟(IFR)数据和中国家庭追踪调查(CFPS)数据发现，机器人的使用尽管没有影响就业总量，但是显著提升了个体非正规就业的概率，替代效应在其中发挥主要作用。男性、农业户口和受教育程度较低的群体受到机器人的冲击更大；在工资成本较高的城市机器人对正规就业的替代作用更强。具体来讲，机器人显著提升了低教育水平群体进行生存型创业的概率，降低了其在大企业正规就业概率，同时机器人的推广降低了高教育水平群体机会型创业的可能性。本文为如何应对自动化冲击、维持就业市场的稳定提供了政策参考。

关键词：机器人 非正规就业 生存型创业 机会型创业 非正规受雇

一、引言

伴随劳动力成本上升的压力，我国大力推进工业机器人的使用，机器人安装量逐年上升。根据国际机器人联盟(IFR)数据，自2013年起我国已经成为世界上最大的工业机器人市场，2021年我国机器人安装量超过全球总安装量的50%，“机器换人”日渐形成不可阻挡之势。而机器人的使用势必会对就业市场带来冲击，世界银行估计未来20年我国易被自动化技术取代的工作岗位比例高达77%(World Bank, 2016)。党的十八大和十九大均提出实施“就业优先战略”，党的二十大提出要“实施就业优先战略”，“强化就业优先政策，健全就业促进机制，促进高质量充分就业”。在此背景下如何稳定就业市场、理解机器人对就业总量和就业结构的影响变得愈加重要。非正规就业由于进入成本较低，是劳动者在无法找到稳定工作时灵活就业的重要就业方式，可以有效缓解失业压力。因此，本文关注机器人对非正规就业的影响，为机器人对就业的冲击提供新的经验证据。

非正规就业通常指没有正式劳动关系、没有进入政府监管范围、就业性质和效果处于低层次和边缘地位的就业(万向东, 2009)。非正规就业具有灵活性高和进入成本低特征，但非正规就业的另一面则表现为工资薪酬较低、劳动时间长、工作环境较恶劣，同时其稳定性较低、福利保障较差、对劳动力的培训不足、劳动者的合法权益得不到保障(王桂新、胡健, 2015)。基于国家统计局数据，Rozelle & Boswell(2021)估计我国非正规就业占非农就业的比例从2005年的40%上升到2017年的60%，非正规就业日渐成为我国就业市场的重要组成部分。

关于机器人如何影响就业总量的研究已有很多，但对不同就业形式的研究尚有不足。已有的研究大多从宏观层面和企业层面来衡量机器人的使用对就业总量的影响，目前尚未得到一致结论。以中国机器人的研究为例，有学者认为到2025年机器人对劳动力的替代效应将上升至4.7%(程虹等, 2018)，也有学者认为机器人主要通过产出规模的扩张增加了对劳动力的需求(李磊等, 2021)。以往

^{*} 陈佳莹、赵佩玉(通讯作者)，中国人民大学应用经济学院，邮政编码：100872，电子邮箱：chenjiaying@ruc.edu.cn, jadezhao@ruc.edu.cn；赵勇，中国人民大学经济学院，邮政编码：100872，电子邮箱：joryong@hotmail.com。基金项目：国家社会科学基金一般项目“人工智能与出口贸易高质量发展研究”(20BJY195)、国家自然科学基金青年项目“精准扶贫影响教育不平等的研究”(72103189)。感谢匿名审稿专家的宝贵意见，文责自负。

也有文章关注机器人对就业结构的影响,但主要集中在劳动力在产业部门间的流动(郭凯明,2019)。仅有部分国外研究关注机器人使用对非正规就业的影响,如 Artuc et al(2019)发现墨西哥机器人密度上升增加了非正规就业在地区总就业中的占比。非正规就业是我国就业市场的重要组成部分,但其社会保障不健全,劳动者的合法权益得不到保障。关注机器人的使用对非正规就业的影响,一方面可以反映机器人使用对就业结构的影响,另一方面可以从就业形式的角度反映劳动者在受到技术冲击时福利情况的变化,为下一阶段提升劳动市场效率、保障劳动者权益提供借鉴。

本文使用中国家庭追踪调查(CFPS)的个体数据来分析机器人的增加对城镇劳动力就业形式的影响。本文研究发现,机器人密度的增加显著提升了个体非正规就业的概率,这一结果在使用工具变量和进行稳健性检验后仍然成立。个体异质性的回归显示机器人使用对非正规就业的正面影响主要集中在男性、农业户口和受教育程度较低的群体;城市异质性的回归结果显示机器人对正规就业的影响主要发生在劳动力成本占比较高的城市。机制分析发现替代效应在机器人影响中发挥主要作用。进一步的研究结果表明,机器人的影响主要体现在拉低低技能个体在大企业正规就业的概率,提升其进行生存型创业的概率,而由于机器使用提高了高技能个体工资,其机会型创业减少。从就业总量来讲,机器人密度增加并未显著改变劳动力是否就业的概率,但显著降低了非正规就业个体的工资,这反映出非正规就业可以起到就业的缓冲作用,但不能作为劳动者福利的屏障。

本文的边际贡献包括:(1)已有研究往往从总量上分析机器人对非正规就业的影响,关注个体失业与否,而非正规就业下个体虽然未面临失业,但其工作的稳定性、社会保障等要逊于正规就业者,从这一视角出发进行分析可以衍生出机器人对劳动者就业福利影响的思考,拓展已有研究视角。同时在进一步研究中,本文考虑了自雇和非正规受雇这两类非正规就业渠道形成机制的不同,丰富机器人使用下劳动者谋求就业机会的相关细节。(2)基于 Acemoglu & Restrepo(2019)的框架和非正规就业的形成机理和事实特征,本文从替代效应、生产率效应、结构效应角度讨论了机器人对非正规就业的影响机制。通过实证加以验证,本文发现替代效应是当前机器人影响非正规就业的主要机制,生产率效应和结构效应的影响并不显著,发挥生产率效应、做好产业结构调整应成为就业工作的重点。(3)本文整理了各地推出相关机器人补贴政策的时间作为核心解释变量的工具变量,丰富了关于机器人密度内生性问题的处理方式。

二、文献综述

(一)自动化对就业的影响

自动化对就业总量和就业结构的影响是学者们研究的热点(曹静、周亚林,2018;王军、常红,2021)。就业总量方面,Acemoglu & Restrepo(2019)将自动化对就业的影响归纳为:替代效应、生产率效应和结构效应。替代效应表现在机器的使用替代了常规性的生产劳动,劳动需求降低;生产率效应体现在自动化使得企业生产效率提升,企业的生产规模增加,增加了对不能被机器替代的劳动力的需求;结构效应体现在自动化导致劳动力在部门之间的重新配置。自动化对劳动力影响的总效应取决于三种效应的叠加。目前学术界对机器人的影响方向并没有定论。已有不少研究发现机器人的使用对就业的冲击表现为净替代效应:从机器与劳动力互为替代品的角度出发,Acemoglu & Restrepo(2020)使用美国1990—2007年各地区的数据论证了机器人的使用会降低地区就业率和劳动力工资水平;使用中国企业—劳动力匹配调查(CEES)数据,程虹等(2018)发现机器人对我国劳动力整体的替代效应为0.3%,并预测到2025年这一数字将攀升至4.7%;王永钦和董雯(2020)使用我国上市公司数据发现机器人渗透度每增加1%,企业的劳动力需求下降0.18%。但也有研究发现机器人的生产率效应起到了主导作用,如李磊等(2021)使用中国工业企业数据库发现机器人使用提升了企业劳动需求,其中,产出规模的扩张是需求增加的主要原因。姚曦和续继(2022)认为,自动化对就业总量的影响在经济上行期和下行期不同,在上行期,制造业就业总量增加,在经济下行期替代效应发挥主导作用,制造业总量下降。除了就业总量外,还有学者研究了在机器人冲击下就业结构

的变化。郭凯明(2019)推演出人工智能的使用会导致生产要素在产业部门间流动,流动方向取决于不同产业部门在产出弹性和人工智能与传统生产方式的替代弹性上的差别。从非正规就业角度讨论机器人对发展中国家就业结构影响的文章相对较少,Artuc et al(2019)发现随着机器人的推广,墨西哥非正规就业在地区总就业中的占比上升。

除此之外,还有学者研究了机器人使用对劳动力就业冲击的技能异质性,并发现低技能劳动力在面对机器人带来的冲击时往往处于弱势。王林辉等(2020)认为,工业机器人引发了非技能岗位替代和技能岗位创造,非对称地改变了不同技术部门的生产率,导致高、低技能部门之间劳动收入差距增加。类似地,Graetz & Michaels(2018)发现机器人的使用降低了低技能劳动力的就业份额。

综上所述,学者们对于机器人对就业市场总量的影响还存在争议,部分认为替代效应为主,部分认为生产率效应为主;从就业结构上看,已有研究发现机器人导致劳动力流向第三产业;分技能的讨论发现机器人的使用对低技能劳动力带来的负面影响较大。尽管有研究讨论了机器人使用对非正规就业的影响,但其未考虑不同非正规就业类型的不同形成机制,且较少研究关注我国机器人使用对非正规就业的影响。非正规就业是我国就业市场的重要组成部分,直接与个体的工作福利相关,因此,有必要从就业形式出发分析机器人的冲击带来的影响。

(二)非正规就业的定义和分类

非正规就业最早由国际劳工组织(ILO,1972)提出,指的是不受国家支持和监管的小规模企业就业和修理工、木匠、小商贩等自雇佣就业。我国学者通常将非正规就业定义为没有正式劳动关系、不受政府监管的就业(万向东,2009)。对于劳动者来说,非正规就业的优点是较低的进入门槛和较好的灵活性,但同时非正规就业的工资较低、福利保障不健全、就业前景较差(王桂新、胡健,2015);对于企业来说,企业通过提供非正规岗位可以绕过政府如最低工资、福利等方面的要求,降低企业的生产成本(Ulyssea,2018)。

非正规就业按照就业形式可以分为自雇和非正规受雇两类(Liang et al, 2016)。自雇意为劳动者的受雇方为自身,即个体创业。全球创业观察报告(GEM)中将创业分为机会型创业和生存型创业(Frederick & Carswell,2001)。机会型创业指的是个体感知到了市场上存在的发展机会,认为通过创业抓住此市场机遇可以提升其收入水平,主动进行自雇的行为;生存型创业指的是个体为了维持生计而不得不选择创业(Carsrud & Brännback,2011),生存型创业往往与个体为了生存、缺少其他途径的收入有关,如“失业后为了养家糊口”,在社会保障不健全时全社会生存型创业水平较高(薛红志等,2003)。

非正规受雇指的是个体受雇但没有合法的劳动关系。已有研究发现企业规模和非正规岗位负相关(Ulyssea,2018),大企业提供的非正规岗位较少,小企业提供的非正规岗位较多。这是因为,规模较大的企业选择在非正规部门经营的监管成本更高;同时,在正规部门经营可以更容易获得政府部门的补贴和贷款支持,因此,随着企业规模的增加选择在非正规部门经营的企业比例降低(De Paula & Scheinkman,2011)。而为了在市场上存活和竞争,小企业往往会选择增加非正规就业的比例来降低成本(Rauch,1991;La Porta & Shleifer,2014)。

(三)机器人与非正规就业

Acemoglu & Restrepo(2019)将机器人对就业的影响归纳为替代效应、生产率效应和结构效应三点。本文基于这一框架讨论机器人对劳动力非正规就业的影响:

替代效应指机器人取代劳动力工作。对于低复杂性、重复的劳动任务来说,相较于人工劳动力来说,机器人具有使用成本较低、工作时间更长、生产效率更高、安全性更高等优势,会对从事相关任务的劳动力产生挤出效应,导致企业劳动力需求下降。替代效应下劳动需求降低在不少文献中得到证实(程虹等,2018;Acemoglu & Restrepo,2020;王永钦、董雯,2020)。非正规劳动市场的进入成本较低,劳动力从正规就业转向非正规就业的成本要远低于从非正规转向正规的成本(Arias et al, 2018),非正规就业为不能找到正规劳动关系的劳动力提供就业机会。由于被替代劳动力相较于机

器人不具有竞争优势,原先工作岗位被取代,被替代劳动力的议价能力降低,其不得不降低其对工作稳定性、社会保障等诉求,选择非正规就业。因此,当机器人的使用替代可重复工作的劳动力时,由于非正规就业较低的进入门槛,被替代的劳动力会流向非正规劳动市场,个体非正规就业概率上升。

生产率效应指机器人的使用提高了企业的生产效率,企业生产成本下降,所提供商品和服务价格下降,消费者需求增加,进一步推动企业扩大经营规模,企业对不能被机器人所替代的岗位的需求增加。实证上,李磊等(2021)证实了机器人可以通过推动产出规模扩张来提高企业劳动需求。市场上劳动力供过于求,就业数量取决于劳动需求,生产率效应主导下市场上劳动需求增加,若增加的劳动需求保持原先市场上的正规就业和非正规就业比例,则个体非正规就业概率不变,若增加的劳动需求正规就业比例较高,则个体非正规就业概率下降,反之个体非正规就业概率上升。由于机器人的使用往往集中在规模较大企业(Cheng et al, 2019),而大企业其提供的正规岗位比例较高(Ulysssea, 2018)。除此之外,大企业往往在正规部门经营(Ulysssea, 2018),生产率提升下正规部门的扩张会导致非正规部门的萎缩(La Porta & Shleifer, 2014),非正规岗位减少。因此,生产率效应下个体非正规就业概率下降。

结构效应意为自动化导致劳动力在行业间流动。结构效应源于消费者最终需求增加、产业链上下游互动、机器人带来的行业间生产率不同导致的行业增值份额变化(Autor & Salomons, 2018)。若劳动力原先在非正规就业比例较低的行业就业,机器人作用下在非正规就业比例较高行业更易找到工作机会,则个体非正规就业概率上升,反之,概率下降。因此,有必要从机器人作用下劳动力在行业间的流动进行研究。有研究发现,机器人导致传统制造业和传统服务业就业占比下降,信息传输软件和信息技术服务业和金融业等高端服务业占比提升(韩青江, 2022),由于高端服务业非正规就业比例较低,在此情形下个体非正规就业概率下降。但也有研究发现,自动化将低技能劳动力配置到服务业(David & Dorn, 2013),吸收这些劳动力的往往是传统服务业(Rodrik, 2018),而传统服务业非正规就业比例较高,^①引起个体非正规就业比例上升。由上述可见,已有文献关于机器人对劳动力流动方向的影响尚未形成一致意见,因此,结构效应下机器人对非正规就业的作用方向仍难以确定。

综上所述,替代效应下个体非正规就业概率上升,生产率效应下个体非正规就业概率下降,结构效应的影响取决于劳动力的流动方向,最终对非正规就业的影响方向为三者综合。由于替代效应和生产率效应对非正规就业的影响方向不同,而结构效应的方向并不确定,因此,无法直接判断机器人对非正规就业的影响方向,本文后续通过实证模型进行检验。

三、研究设计

(一) 计量模型设定与变量定义

本文的主要研究问题为机器人使用对非正规就业的影响,从此研究问题出发,本文设定的基准回归如下:

$$\Pr(\text{informal}_{ijt} = 1) = \Phi(\varphi_0 + \varphi_1 \text{Robot}_{jt} + \gamma X'_{ijt} + \delta Z'_{jt} + v_t + \mu_j + \epsilon_{ijt}) \quad (1)$$

其中, informal_{ijt} 表示 j 城市的个体 i 在第 t 年是否非正规就业,若是则取值为 1,反之取值为 0; Robot_{jt} 衡量城市 j 在第 t 年机器人的使用程度,在本文中使用机器人的安装密度来衡量, X_{ijt} 代表个人控制变量, Z_{jt} 为城市控制变量, v_t 为年份固定效应, μ_j 为城市固定效应, ϵ_{ijt} 为残差项。由于被解释变量为二元变量,本文使用 probit 模型进行估计。

被解释变量衡量个体是否处于非正规就业状态。已有文献通常使用两种方式衡量是否非正规就业:一是根据劳动者是否同工作单位签署劳动合同并享受基本保险保障(李根丽、尤亮, 2020; 陆万军、张彬斌, 2018);二是根据劳动者工作单位的性质进行判断(张军等, 2017; 张抗私等, 2016)。考虑

^①相关数据由作者基于 2010 年《中国人口普查分县资料》测算。

到样本中部分个体未提供其部门信息,所以本文使用第一种方法来衡量非正规就业。若劳动者签订劳动合同并享受职工养老或医疗保险,则其为正规就业,反之为非正规就业。下文还使用另一种方法来衡量非正规就业并得到了稳健的结果。经过处理,得到三年共 14402 个就业样本观测值,其中,2014 年有 5081 个观测值,2016 年有 5198 个观测值,2018 年有 4123 个观测值,非正规就业的比例为 63.8%,这与已有研究的测算结果较为接近(Rozelle & Boswell,2021)。

模型中的核心解释变量为各城市的工业机器人存量密度。由于 IFR 协会提供的信息为每年各行业的机器人数量,无法直接获得各城市机器人的安装密度,因此,本文参考既有文献的做法(Acemoglu & Restrepo,2020),构建 Bartik 工具变量来衡量城市层面机器人的渗透度。Bartik 工具变量的构建需要各城市的总就业人数和分行业的就业人数、行业的全国就业人数和机器人各行业的安装数量,其中,行业机器人的安装数量可以从 IFR 提供的数据获得,就业人数的数据参考魏下海等(2020)的做法,使用第二次经济普查工业板块的数据获得。具体的计算方式如下:

$$Robot_{jt} = \sum_{s=1}^S \frac{employ_{s,j,t=2008}}{employ_{j,t=2008}} \cdot \frac{Robot_{st}}{employ_{s,t=2008}} \quad (2)$$

其中, S 表示各行业的集合, $employ_{s,j,t=2008}$ 为 j 城市 s 行业在2008年的就业人数, $employ_{j,t=2008}$ 为 j 城市在2008年的就业人数, $Robot_{st}$ 为 s 行业在 t 年的机器人安装数量, $employ_{s,t=2008}$ 为 s 行业在2008年的就业数量。本文可以计算出每城市每年的机器人安装数量,并与CFPS数据117个样本城市进行匹配。

本文的核心控制变量包括个人和城市层面的特征。个体层面的控制变量包括户口、年龄、性别、受教育水平等。劳动力在就业市场可能会受到户籍门槛、性别、年龄和学历的影响,最终会影响其是否进入非正规部门(吴要武、蔡昉,2006)。地区层面的控制变量包括经济规模、人口规模、产业结构、政府干预程度。GDP衡量了一个地区的经济总量,可以代理宏观经济风向标对企业雇佣的影响(丁守海,2010)。大城市的企业和劳动力数量更多,可以降低劳动力在受到冲击转换职业的搜寻时间和成本,因此,本文在控制变量中加入城市规模这一控制变量(宁光杰,2014)。De Soto(1989)认为,庞大的官僚体制下劳动者选择从事非正规就业来逃离僵化的正式制度,降低生产经营的额外成本,且已有实证研究发现政府规模提升后会将自身财政压力施加到企业身上,反而导致企业逃税等非正规经济活动增多(马光荣、李力行,2012),因此,本文在模型中加入政府财政支出占GDP的比重来衡量政府干预。第三产业的非正规部门相比第二产业的就业吸纳能力更强(刘波,2021),因此,城市产业结构也成为劳动者是否进入非正规部门的影响因素。

(二)数据来源与描述性统计

本文的主要数据来源有:(1)国际机器人联盟(IFR)统计的工业机器人安装数据。IFR数据中包含了各个国家不同行业的工业机器人安装信息,本文在回归中主要使用其存量数据。(2)2008年第二次全国经济普查数据的工业企业模块。通过此数据提供的各企业的行业代码和劳动力数量,本文可以计算出各地级市分行业的就业人数,与IFR的工业机器人数据相结合计算出每个城市的工业机器人安装密度。(3)个体的微观数据来源于北京大学中国社会调查中心执行的中国家庭追踪调查数据。该数据库从2010年正式开始访问,样本覆盖25个省份162个县,调查对象为受访家庭的全部家庭成员。本文主要使用其成人问卷中的信息。由于该调查从2014年开始设置个体就业形式中是否签订劳动合同的问题,本文在主要回归中使用2014年、2016年和2018年的数据进行分析。在主回归中本文将多期数据混合,在后文中职业被替代概率部分需要用到个体上一期的职业信息,对此部分增加2012年的数据进行补充。由于非正规就业这一定义仅针对非农就业,本文仅保留了城镇非农工作的样本,同时剔除年龄在16岁以下和60岁以上的样本。(4)经济规模、人口规模、产业结构、政府规模等控制变量来自《中国城市统计年鉴》。(5)在稳健性检验中,本文计算了城市层面数字经济指数,数字经济指数中的数字金融发展程度来自郭峰等(2020)编制的中国数字普惠金融指数,每百人中互联网宽带接入用户数、计算机服务和软件业从业人员占城镇单位从业人员比重、人均电

信业务总量和百人中移动电话用户数来自《中国城市统计年鉴》。(6)工具变量的构建需要我国从各国进口机器人的比例,此数据基于海关进出口数据计算。(7)安慰剂检验需要对城市历史的非正规就业趋势进行分析,这一数据主要来源于2005年和2010年的《中国人口普查分县资料》。(8)中国工业企业数据库2012年数据。在进行城市层面异质性分析时需要将样本内城市分为工资占比较高的城市和工资占比较低城市,为进行此划分本文使用了中国工业企业数据库中的相关信息。

表1汇报了主要变量的描述性统计。样本中有63.8%的个体从事非正规就业。根据Bartik工具变量法构建的机器人密度显示,我国城市间机器人的密度存在较大差异,西部地区(如甘肃省陇南市)的机器人密度较低,东部沿海地区(如珠海、东莞)机器人密度较高,这与我国东部地区机器人本土产业链较完善、进口数量高于其他地区的实际相符^①。

表1 描述性统计

变量		定义	观测值	均值	标准差	最小值	最大值
因变量	非正规就业	是=1,否=0	14402	0.638	0.481	0	1
自变量	机器人	机器人密度	14402	3.097	3.204	0.067	17.690
个人特征	户口	是否农村户口,是=1,否=0	14402	0.517	0.500	0	1
	年龄	单位(岁)	14402	39.05	10.590	16	60
	性别	男=1,女=0	14402	0.571	0.495	0	1
	学历	是否上过大学,是=1,否=0	14402	0.240	0.427	0	1
城市特征	经济规模	地区GDP对数	14402	5.491	0.951	3.217	8.099
	人口规模	地区人口对数	14402	6.126	0.607	4.533	8.129
	产业结构	三产与二产比值	14402	1.005	0.545	0.207	4.894
	政府干预	政府财政支出占GDP的比重	14402	0.174	0.0839	0.0148	0.691

资料来源:个体层面的数据来源于2014—2018年中国家庭追踪调查数据,城市层面机器人数据根据IFR数据和2008年全国经济普查数据的工业板块得到,城市层面其他变量数据来源于《中国城市统计年鉴》。无其他说明外,后文图表资料来源同表1。

表2比较了正规就业和非正规就业的个体特征。可以看到,无论是自雇还是非正规受雇,非正规就业个体和正规就业个体在户口类型、年龄、性别、受教育水平上均存在显著差异。非正规就业个体农业户口比例更高、年龄相对较高、男性比例更高、大学及以上学历拥有者较少。如果把非正规群体细分为非正规受雇者与自雇者,自雇群体的年龄更大、教育水平较低,本文推测自雇中多为生存型创业。

(三)内生性问题处理

本文存在三个隐藏的内生性问题:一是遗漏变量偏误。可能存在着既影响机器人密度又影响个体非正规就业概率的城市变量,因此,本文在回归中控制了城市固定效应和城市层面随时间改变的变量。但本文无法排除仍存在其他未观测到的遗漏变量。二是反向因果。个体的就业偏好也会决定企业的自动化水平。例如大部分劳动者更加偏好正规就业,那么会导致劳动力成本升高,该城市推行机器换人的动力更强,机器人的安装密度更高。但是这意味着非正规就业和机器人密度的关系应该是负的,而不是正的。三是测量误差。本文使用IFR数据构造的城市机器人指标可能存在着一一定的度量误差,导致结果有偏。

表2 正规就业与非正规就业个体特征对比

变量	正规就业	非正规就业—自雇	非正规就业—受雇	正规 VS 非正规就业—自雇	正规 VS 非正规就业—受雇	非正规就业—自雇 VS 非正规就业—受雇
农村户口	0.349 (0.477)	0.605 (0.489)	0.616 (0.486)	-0.256*** (0.011)	-0.267*** (0.009)	-0.011 (0.011)

^①各地区机器人产业发展见中国电子协会发布的《中国机器人产业发展报告(2021年)》,地区机器人进口数据来源于中国商品贸易数据库。

续表 2

变量	正规就业	非正规 就业—自雇	非正规 就业—受雇	正规 VS 非正规 就业—自雇	正规 VS 非正规 就业—受雇	非正规就业—自雇 VS 非正规就业—受雇
年龄	37.910 (10.210)	40.712 (9.913)	39.151 (11.120)	-2.803*** (0.227)	-1.241*** (0.203)	1.562*** (0.235)
男性	0.554 (0.497)	0.583 (0.493)	0.580 (0.494)	-0.029*** (0.011)	-0.026*** (0.009)	0.003 (0.011)
上过大学	0.405 (0.491)	0.107 (0.309)	0.167 (0.373)	0.298*** (0.010)	0.238*** (0.008)	-0.060*** (0.008)
观测值	5210	3172	6020			

注：***代表在 1% 的水平上显著。

借鉴已有文献,本文使用工具变量来解决以上内生性问题。本文主要使用的工具变量包括以下两类:

第一类为机器人出口国的机器人安装水平。已有的文献多以其他国家机器人存量作为本国机器人数量的工具变量(Acemoglu & Restrepo, 2020),由于我国机器人进口比重较高^①,进口国家的机器人数量与我国机器人的安装相关,但其他国家行业的机器人数量又不会对我国城市劳动力的就业情况产生直接影响。因此,参考魏下海等(2020)的研究,本文使用中国五个主要进口国家的行业机器人安装水平,以其向我国出口机器人价值的比重为权重进行加权,根据 Bartik 工具变量的构建思路生成核心解释变量的工具变量。我国机器人进口数据来源于海关进出口数据,五个主要的进口国按照 2012 年的进口金额比重从高到低分别为日本、德国、韩国、瑞典、美国。具体的构建思路如下:

参考核心解释变量的构建方式,将中国的行业机器人数据替换成各个进口大国的行业机器人数据,生成 $Robot_{cjt}$, 随后将 $Robot_{cjt}$ 按照进口比重加权生成出口国机器人安装水平:

$$Robot_{cjt} = \sum_{s=1}^S \frac{employ_{s,j,t=2008}}{employ_{j,t=2008}} \cdot \frac{Robot_{Import\ s}}{employ_{s,t=2008}}$$

$$c \in C, C = \{JP, GE, KR, SW, US\} \quad (3)$$

$$\text{出口国机器人安装水平}_{jt} = \sum_{c \in C} Robot_{cjt} \cdot \text{proportion} \quad (4)$$

其中, JP, GE, KR, SW, US 分别代表日本、德国、韩国、瑞典、美国。

第二类工具变量为政府机器人补贴。余玲铮等(2021)曾用问卷收集企业是否获得补贴的信息,以此作为企业是否使用机器人的工具变量。借鉴其做法,本文从地级市官网上收集了样本城市是否推出机器人相关补贴以及政策开始时间。本文主要关注两类政策文件:第一类为机器人产业政策,其目的在于鼓励当地机器人产业发展,通过向使用该地装备制造业企业生产的机器人的当地企业提供补贴的方式进行。例如长沙市在《工业机器人产业发展三年行动计划(2015—2017年)》中提出对于租赁或采购当地制造的机器人的当地企业,可以按照租赁或购买价格的一定比例给予补贴。第二类则旨在推广企业的智能化改造,向购买机器人的企业提供补贴,如东莞市政府在《东莞市推进企业“机器换人”行动计划(2014—2016年)》中明确提出设立“机器换人”专项资金,为推动企业“机器换人”提供资金支持。本文基于各城市政府机器人补贴政策生成两个变量:第一个是在 t 年份该城市政府是否已经推出机器人补贴政策;第二个则考虑到越早推出补贴政策的城市企业有更长的反应时间,因此使用调查年份 t 与推出机器人补贴的时间的差值作为工具变量,衡量城市推出机器人补贴的长短。

^①《中国工业机器人产业发展白皮书 2020》数据显示,2018 年我国本土企业机器人市场占有率超过 30%,进口仍然占较大比重。

四、实证结果分析

(一) 基准模型回归

表3汇报了机器人密度对个体非正规就业的直接影响。第(1)列的结果显示控制了年份和城市固定效应后,机器人的使用显著提高了个体非正规就业的概率。本文在表3第(2)(3)列依次加入个体和城市层面特征,依然得到了显著的正向结果,且机器人密度的回归系数基本保持不变。从第(3)列的回归结果来看,城市机器人安装密度提高1台/万人,该地劳动力非正规就业的概率显著提升0.9个百分点。

上述回归结果证实机器人的使用会增加非正规就业的概率。随着国家和地方政府对机器换人的大力推广,城市机器人密度迅速上升,样本城市自2013年到2017年平均机器人安装密度从1.14台/万人上升到4.54台/万人。东部城市机器人密度增长更快,如东莞市机器人安装密度4年内从3.68台/万人上升到17.62台/万人。从基础回归结果来看,随着未来机器人密度的上升,城市非正规就业的规模将会进一步增加。

表3 基准回归

变量	核心解释变量(基于存量计算)		
	(1)	(2)	(3)
机器人	0.008*** (0.002)	0.009*** (0.002)	0.009*** (0.003)
农村户口		0.175*** (0.013)	0.175*** (0.013)
年龄		0.003*** (0.001)	0.003*** (0.001)
男性		-0.001 (0.011)	-0.001 (0.011)
上过大学		-0.196*** (0.011)	-0.196*** (0.011)
经济规模			-0.000 (0.061)
人口规模			-0.102 (0.245)
产业结构			-0.052 (0.040)
政府干预			0.318*** (0.120)
观测值	14402	14402	14402
pseudo R ²	0.080	0.148	0.148

注:回归系数为变量的边际效应,无其他说明外,下表回归结果均报告边际值;*、**和***分别代表在10%、5%和1%的水平上显著,下表同;括号内数据为标准误,无特殊说明外,下表回归均聚类在省份层面;第(1)列为仅控制城市 and 年份固定效应的结果,第(2)列进一步加入个体控制变量的结果,第(3)列进一步加入城市控制变量的回归结果。下文回归中均控制城市 and 年份固定效应,且加入个体和城市控制变量。

(二) 内生性问题

为了解决机器人的内生性问题,表4汇报了加入工具变量和个体固定效应的回归结果。其中,第(1)(2)列的工具变量为出口国机器人安装水平与城市是否推出补贴政策,第(3)(4)列的工具变量为出口国机器人安装水平与城市推出补贴政策时间的长短。从回归结果可见,第(1)-(4)列均通过了弱工具变量检验和过度识别检验。

第(1)(3)列为工具变量probit模型的估计结果,机器人的回归系数分别为0.024和0.021,均高

于未使用工具变量时 probit 的回归结果(表 3)。对于这样的系数差距存在着两种解释:第一种意味着机器人的密度存在测量误差;第二种可能则是劳动者对正规就业的偏好促进了机器人的使用。在表 4 的第(2)(4)列,本文将混合面板数据整理为个人面板数据,同时控制个体固定效应并使用工具变量,得到的回归系数为 0.009,和表 3 中的主回归结果接近。以上回归结果表明,在考虑内生性问题后,机器人的使用依然显著增加了个体非正规就业的概率。

表 4 工具变量回归

变量	probit+ 工具变量 1 (1)	个体固定效应+ 工具变量 1 (2)	probit+ 工具变量 2 (3)	个体固定效应+ 工具变量 2 (4)
机器人	0.024** (0.011)	0.009* (0.005)	0.021* (0.012)	0.009* (0.005)
一阶段结果				
出口国机器人安装水平	2.686** (1.065)	2.578** (1.026)	2.041* (1.048)	1.937** (0.986)
是否推出补贴政策	0.071 (0.371)	0.048 (0.343)		
补贴时间长短			0.620*** (0.195)	0.620*** (0.196)
Cragg-Donald Wald F statistic	3478.311	1381.827	4606.778	1867.645
overidentification test	0.305	0.672	0.451	0.729
观测值	14402	10287	14402	10287

资料来源:我国向各国进口机器人比例数据来源于海关进出口数据,其他数据来源同表 1。

注:由于当标准误差聚类到省份层面无法进行 ivprobit 的过度识别检验,所以第(1)(3)的标准误未进行聚类;仅第(1)(3)列核心解释变量系数为边际效应;过度识别检验展示结果为各回归所计算统计量的 p 值,对于第(1)(3)列的非线性模型,其过度识别检验统计量为 Amemiya-Lee-Newey minimum chi-square,对于第(2)(4)列的线性模型,其过度识别检验统计量为 Hansen's J。

(三)稳健性检验

本文从以下几个方面进行稳健性分析:

1. 更换机器人密度的衡量指标。前文的回归结果基于 IFR 提供的机器人存量数据,在这部分更换解释变量为机器人每年的安装量并重新构建核心解释变量进行回归。

2. 更换被解释变量的衡量方式。基准回归中非正规就业是根据劳动者是否签订合同并享受社会保障来定义的,此处本文根据雇佣单位来衡量劳动者是否从事非正规就业。借鉴张军等(2017)的做法,本文将在国有企业、事业单位、政府部门/党政机关、外商/港澳台商企业、民办非企业组织/协会/行业/基金会/村居委会就业的定义为正规就业,将雇主为私营企业/个体工商户、个人/家庭、其他类型的雇主、非农散工定义为非正规就业。

3. 去除直辖市样本。直辖市政策环境可能不同于其他城市政策环境,因此,本文检验剔除直辖市后样本回归结果是否稳健。

4. 增加控制变量。数字经济的迅速发展催生出新的就业形态,大量的劳动力涌入外卖、直播行业,构成了非正规就业不可忽视的一部分,数字经济的发展可能提升个体非正规就业概率,鉴于此,本文参考已有文献计算了城市数字经济发展程度(赵涛等,2020),并在回归中加以控制。除此之外,地方政府的灵活就业相关政策直接影响个体从事灵活就业的社会福利,相关个体从事灵活就业的“后顾之忧”,本文手动收集了地方当年出台灵活就业支持政策数量来考虑灵活就业政策对非正规就业影响,检验在增加灵活就业政策后主回归的结果是否发生变化。

5. 安慰剂检验。机器人渗透率更高的地方可能本身非正规就业就呈现上升趋势,在这种情况下,回归结果可能会混淆这种上升趋势与机器人密度对非正规就业的影响。本文参考已有研究的做法(Acemoglu & Restrepo,2020),检验机器人安装是否与过去的非正规就业变化趋势相关。由于

CFPS2010年和2012年数据中关于非正规就业定义的相关问题缺失,本文使用2005年和2010年的人口普查分县数据,参考已有研究方法(何冰、周申,2019),计算出2005年和2010年各个城市非正规就业占就业总量的比重。随后本文使用2010年的比重减去2005年的比重来衡量城市层面非正规就业的历史趋势,并将此趋势变化作为因变量,将机器人渗透度2010年到2017年的变化作为核心解释变量进行回归。若城市机器人2010年到2017年的密度变化与2005年到2010年非正规就业的趋势变化显著相关,则不能排除工业机器人安装与非正规就业的趋势相关性。

从表5的回归结果可见,在更换解释变量、更换被解释变量、去掉直辖市样本、增加控制变量后,核心解释变量的系数仍然显著为正,表明机器人对非正规就业的影响不受变量衡量方式、直辖市样本、控制变量的影响。第(6)列的安慰剂检验显示,机器人密度的变化不影响事前的非正规就业趋势,两者之间不存在趋势相关性,从另一角度保证了回归结果的稳健性。

表5 稳健性检验

变量	更换解释变量 (1)	更换被解释变量 (2)	去掉直辖市样本 (3)	增加控制变量— 数字经济 (4)	增加控制变量— 灵活就业 (5)	安慰剂检验 (6)
机器人	0.003*** (0.001)	0.008*** (0.002)	0.009*** (0.003)	0.009*** (0.003)	0.009*** (0.003)	
机器人2010—2017年 密度变化						-29.995 (33.161)
观测值	14402	10641	13826	14402	14402	117
pseudo R ² /adjusted R ²	0.148	0.169	0.151	0.148	0.148	0.184

资料来源:安慰剂检验数据来源于2005年和2010年的《中国人口普查分县资料》。

注:第(1)列为使用机器人每年的安装量并重新构建核心解释变量的结果,第(2)列基于样本雇佣单位信息重新衡量被解释变量,第(3)列为去掉直辖市样本的结果,第(4)(5)列分别为增加控制变量数字经济、灵活就业的结果,第(6)列安慰剂检验的自变量为城市机器人密度2010年到2017年的变化,因变量为城市非正规就业比例2005年到2010年的趋势变化。第(1)–(5)为probit回归,报告pseudo R²,第(6)列为最小二乘回归,报告adjusted R²。由于部分个体雇佣单位变量缺失,第(2)列的观测值有所减少,同上文一致,使用IPW进行了修正。

(四)异质性分析

本文从性别、户籍和受教育程度三个角度对样本进行个体异质性分析,并将回归结果汇报在表6第(1)–(6)列。第一,本文发现机器人密度显著提升了男性非正规就业的概率,对女性的影响并不显著。男性和女性的先天禀赋差异可以解释机器人的异质性影响,男性多属于体力密集型,女性多属于脑力密集型,男性在体力工作中具有比较优势;而机器人替代的往往是那些需要重复作业和耗费体力的工作,这也解释了为什么只有男性的非正规就业概率显著提高了。魏下海等(2018)发现生产线升级后男性和女性的工资差距缩小,也从侧面印证了这一点。第二,机器人对农业户口个体非正规就业的影响无论是回归系数还是显著性均高于非农户口个体。这反映了劳动力市场存在着一定的户籍歧视。农业户口的劳动者更有可能被机器人“挤压”到非正规就业市场。第三,受教育水平的异质性。机器人产生的替代效应会降低劳动力需求,但受教育水平高的个体由于多从事创造性的工作,其被替代的可能性较低,因此,本文预期机器人对高教育水平劳动者的影响低于低教育水平劳动者。分教育水平的结果显示,虽然机器人密度对学历在大专及以上学历的群体也呈现正的影响,但系数并不显著。而在低学历群体内这一系数显著为正,这表明低受教育水平个体应对机器冲击的能力较低,“机器换人”浪潮的推动恶化了低技能劳动者的工作机会。

本文在表6的第(7)(8)列进行了城市异质性分析,根据工资占产值比重的中位数将样本分成工资占比高和工资占比低的城市。机器换人的重要驱动力为劳动力成本的上升,据此本文推测在劳动力成本较高的城市,企业有更强的动力去使用机器人来替代从事重复工作的劳动力。城市异质性的回归结果证实了本文的推论:在工资比重较高的城市,机器人密度的增加对于非正规就业的影响显著为正,系数为0.009,与表3中主回归结果接近,而在工资比重较低的城市这一影响并不显著。

表6 机器人对非正规就业影响的异质性

变量	个体异质性						城市异质性	
	性别		户口		受教育水平		工资占产值比重高低	
	男性 (1)	女性 (2)	农业户口 (3)	非农业户口 (4)	上过大学 (5)	未上过大学 (6)	占比高 (7)	占比低 (8)
机器人	0.012*** (0.003)	0.005 (0.004)	0.009*** (0.003)	0.007 (0.006)	0.007 (0.006)	0.009*** (0.002)	0.009** (0.004)	0.007 (0.008)
观测值	8225	6139	7380	6921	3434	10941	7425	6977
pseudo R ²	0.152	0.171	0.128	0.106	0.089	0.109	0.142	0.150

资料来源：城市工资占比高低的划分基于工业企业数据库2012年数据。

注：第(1)(2)列为分性别的回归结果，第(3)(4)列为分户口的结果，第(5)(6)列为分教育水平的结果，第(7)(8)列根据工业企业数据库企业应付职工薪酬占销售产值的比重，将样本内的城市分为工资比重较高和工资比重较低的城市。

(五) 机制分析

基于前文讨论，本文分别分析了替代效应、生产率效应和结构效应下机器人对非正规就业的影响。

1. 替代效应。职业被替代是机器人替代效应的直接表现之一。由于工作内容和性质不同，不同职业被机器人替代的概率也存在差异。本文从职业被替代这一角度分析替代效应下机器人对非正规就业的影响。职业被替代的概率数据来源于周广肃等(2021)的研究，他们通过将 Frey & Osborne(2017)测算的美国劳工部标准子行业代码下(SOC)各职业被替代的概率对应到中国国家标准职业分类代码(CSCO)，测算了中国各职业被智能化替代的概率，概率越高表明职业越容易被智能化替代。表7中第(1)列在基础回归模型中加入了机器人密度与个体上一期所从事职业被智能化替代概率的交乘项。机器人与职业被替代概率的交乘项对非正规就业的影响为正，并且在1%的水平上显著，这表明如果个体上一期所从事职业被智能化替代概率越高，机器人密度对本期从事非正规就业的正向作用越大。结合职业被替代概率的中位数，本文将样本划分为易被智能化替代和不易被智能化替代的群体。分样本的回归结果也证实了这一异质性影响，即机器人仅显著提高了易被智能化替代的职业劳动者从事非正规就业的概率。

2. 生产率效应。基于前文分析，机器人通过提高企业的生产率、进而推动企业的产出规模扩张来提高劳动需求，由于使用机器人的大多是规模较大的企业，大企业面临的监管成本较高，大多提供正规岗位，生产率效应下个体非正规就业概率降低。为对上述机制进行验证，本文首先计算了城市层面生产率，并建立如下模型进行机制检验，检验机器人是否通过生产率影响个体非正规就业概率：第一步检验机器人对城市生产率的影响，如式(5)所示， M_{jt} 为机制变量，在此指城市生产率；第二步检验机器人通过生产率对非正规就业的影响，如式(6)所示。本文使用线性概率模型对式(6)进行估计。

$$M_{jt} = \beta_0 + \beta_1 Robot_{jt} + \delta Z'_{jt} + v_t + \mu_j + \epsilon_{jt} \quad (5)$$

$$Pr(informal_{ijt} = 1) = \varphi_0 + \varphi_1 Robot_{jt} + \varphi_2 M_{jt} + \gamma X'_{ijt} + \delta Z'_{jt} + v_t + \mu_j + \epsilon_{ijt} \quad (6)$$

由表7回归结果可见，机器人显著提升了城市生产率，且在1%的水平上显著。生产率的提高降低了个体非正规就业的可能性，但这一影响并不显著。Sobel-Goodman 中介效应检验的 p 值为 0.41，证明了间接效应的影响并不显著。除此之外，若生产率效应更强，则市场上的就业总量应该增加，下文还分析了机器人对就业市场影响，发现机器人并未显著改变就业市场总量，侧面印证了生产率效应的影响并不占主导。

3. 结构效应。结构效应为机器人推动了劳动力在行业间的流动，结构效应对个体非正规就业概率的影响取决于劳动力的流动方向。为对该机制进行验证，本文基于2010年《中国人口普查分县资料》计算了各行业非正规就业群体比例，基于个体数据中的行业编码进行匹配，得到个体本期和上一期所在行业的非正规就业比例，随后本文将主回归中的因变量替换为个体所在行业非正规就业比例较上一期所在行业非正规就业比例的变化值，若机器人密度的系数显著为正，则表明机器人导致个

体流动向非正规就业比例较高的行业,从而印证了结构效应的存在。

由表7第(6)列回归结果可见,机器人数量每增加1台/万人,个体流动向非正规就业比例较高行业的概率提升1.2个百分点,但这一结果并不显著。这表明结构效应并不是个体非正规就业比例升高的主要动因。

综合上述分析,在分别检验了替代效应、生产率效应、结构效应下机器人对非正规就业的影响后,本文发现机器人主要通过替代效应导致个体非正规就业概率上升,生产率效应、结构效应的影响并不显著。

表7 机制分析

变量	替代效应			生产率效应		结构效应
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	全样本	较易被智能化替代概率	不易被智能化替代概率	生产率	非正规就业	所在行业非正规就业比例变化
机器人	-0.030* (0.017)	0.034* (0.019)	0.022 (0.025)	261.710*** (90.097)	0.008** (0.003)	0.012 (0.016)
机器人× 职业被替代概率	0.104*** (0.027)					
生产率					-0.020 (0.017)	
观测值	6884	4611	2049	351	14402	7785
pseudo R ² /R ²	0.191	0.186	0.167	0.5458	0.182	0.021

资料来源:职业被替代的概率数据来源于周广肃等(2021)的研究。

注:第(1)列为加入机器人密度和个体上一期职业被替代概率交乘的结果;基于职业被替代概率的中位数,将样本划分为较易被智能化替代的样本和不易被智能化替代的样本,相应回归结果见第(2)(3)列。第(4)列因变量为城市生产率,第(6)列因变量为个体所在行业非正规就业比例变化。衡量个体上一期职业被替代概率需要用到个体上一期职业数据,判断个体行业是否改变需要用到上一期行业数据,鉴于相关变量缺失或样本不为追踪样本,本文参考Wooldridge(2007)的方法,使用 inverse probability weighting 进行修正。

五、进一步研究

上文主要围绕机器人密度对非正规就业的影响展开,一方面,并未将非正规就业区分为自雇和非正规受雇这两种雇佣形态,而这两种类型非正规就业的性质不同、形成机理不同,不可一概而论;另一方面,对就业市场其他重点问题的讨论不足,如并未考虑机器人密度增加可能导致的失业问题,且并未讨论劳动力福利的变化。本部分继续关注机器人密度对不同非正规就业形式的影响,并进一步讨论机器人使用是否会影响就业市场其他方面,如个体就业、就业结构和工资。

(一)对不同形式非正规就业的影响

1. 自雇。基于已有文献,自雇即个人创业,可以分为生计型创业和机会型创业。不同创业类型的动机不同,且机器人对不同技能劳动力的影响不同。因此,有必要结合个体受教育水平,探讨机器人密度的提升对不同创业类型的影响。已有文献中关于生存型创业和机会型创业有不同衡量方法,本文参考周广肃(2017)的做法,将雇佣7人以下的创业定义为生存型创业,而将雇佣7人及以上的创业定义为机会型创业^①。

表8中各列因变量分别为就业个体的就业类型是否为创业、是否为生存型创业和是否为机会型创业,并分教育水平讨论。表8的回归结果显示,机器人密度的提升并未显著改变总样本中是否创业的概率,这一结果在分教育水平讨论的情形下依然成立。但如果本文将创业分为生存型创业和机

^①依据《关于贯彻执行〈中华人民共和国劳动法〉若干问题的意见》第一条规定,“个体经济组织是指一般雇工在七人以下的个体工商户”。本文根据个人问卷中的问题“您/你的工作单位共有多少员工?”将创业类型划分为生存型创业和机会型创业。

会型创业后结果有所改变。对于生存型创业来说,机器人的渗透率提高显著提升了低教育水平个体生存型创业的概率,但是在教育水平较高的样本影响并不显著。这表明在受到机器人的冲击时,教育水平较低的个体往往迫于生计而创业。另外,机器人的使用和推广显著降低了个体机会型创业的概率,这一结果集中在上过大学的群体。这可能是由于机器人的生产率效应提升了企业对于高技能群体的需求,相应提高了高技能群体的工资和他们创业的机会成本(王林辉等,2020)。机器人密度的增加显著提高了低技能个体生存型创业的概率,降低了高技能劳动力机会型创业的概率。

表 8 机器人对创业的影响

变量	是否创业 (1)	是否生存型创业 (2)	是否机会型创业 (3)
Panel A 全样本			
机器人	-0.002 (0.002)	0.001 (0.002)	-0.003** (0.001)
观测值	14396	9523	8082
pseudo R ²	0.101	0.089	0.064
Panel B 上过大学样本			
机器人	-0.004 (0.004)	-0.004 (0.005)	-0.007** (0.004)
观测值	3057	1960	1167
pseudo R ²	0.133	0.134	0.101
Panel C 未上过大学样本			
机器人	-0.002 (0.002)	0.004** (0.002)	-0.003 (0.002)
观测值	10941	7106	5442
pseudo R ²	0.103	0.082	0.064

注:第(1)–(3)列因变量分别为个体是否创业,是否生存型创业和是否机会型创业,并分别对总体、学历在大学及以上、学历在高中及以下的样本进行讨论;由于部分样本未提供其工作单位规模信息,本部分较主回归样本减少,对此,本文使用IPW进行修正。

2. 受雇。对非正规受雇来说,由于机器人的使用和非正规就业均存在企业规模的差异,本文分企业规模分析个体的非正规受雇。在机器人使用上,由于机器人的初始投资较高,使用机器人的主要是大企业,Cheng et al(2019)使用中国企业—劳动力匹配调查数据研究发现企业规模越大,其使用机器人的概率越高。在非正规就业上,已有研究发现规模较大的企业非正规就业比例较低,小企业非正规就业比例较高(La Porta & Shleifer,2014;De Paula & Scheinkman,2011; Ulysea,2018),本文的样本数据也支持了这一点。图1绘制了非正规就业和正规就业个体的工作单位规模,可以看到非正规就业个体的工作规模更加左偏,表明其就职单位的规模更小。因此,本文接下来分企业规模讨论个体的非正规受雇。

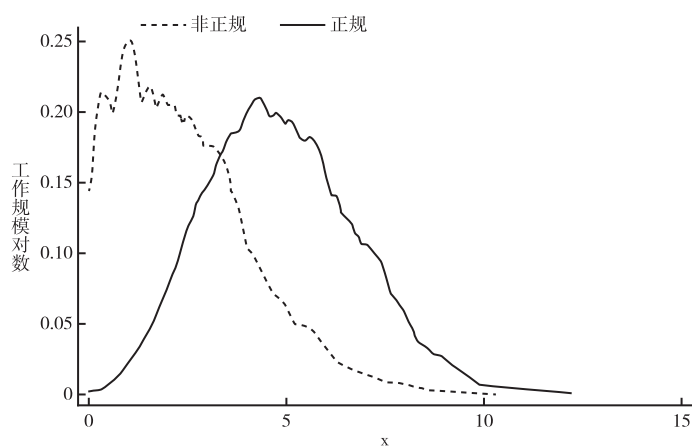


图 1 非正规和正规就业单位规模核密度图

本文基于受雇单位的规模来讨论机器人对劳动者非正规受雇的影响。参考国家统计局 2011 年制定的《统计上大中小微型企业划分办法》，本文将企业分为大、中、小型企业和微型企业。表 9 因变量分别为个体是否在大、中、小型企业非正规就业，是否在大、中、小型企业正规就业，是否在微型企业非正规就业和个体是否在微型企业正规就业，并分别对总体和教育水平在大学及以上和高中及以下的样本进行讨论。

由回归结果可知，机器人密度的提升降低了个体在规模较大企业非正规就业的概率，这一影响主要集中在低教育水平个体，对教育水平在大学及以上群体的影响并不显著。这体现了机器人对劳动力影响的技能异质性。

表 9 机器人对非正规受雇的影响

变量	是否在大中小型 企业非正规就业 (1)	是否在大中小型 企业正规就业 (2)	是否在微型企业 非正规就业 (3)	是否在微型企业 正规就业 (4)
Panel A 全样本				
机器人	0.002 (0.003)	-0.005** (0.002)	0.003 (0.002)	-0.002 (0.001)
观测值	9511	9526	9531	9236
pseudo R ²	0.040	0.138	0.075	0.052
Panel B 上过大学样本				
机器人	0.007 (0.006)	-0.004 (0.006)	-0.001 (0.004)	-0.002 (0.003)
观测值	2366	2393	1967	1792
pseudo R ²	0.088	0.100	0.110	0.078
Panel C 未上过大学样本				
机器人	-0.000 (0.004)	-0.005** (0.002)	0.004 (0.003)	-0.003 (0.002)
观测值	7082	7090	7109	6651
pseudo R ²	0.046	0.109	0.057	0.058

注：第(1)–(4)列因变量分别为个体是否在大、中、小型企业非正规就业、是否在大、中、小型企业正规就业、是否在微型企业非正规就业和是否在微型企业正规就业，并分别对全样本、学历在大学及以上、学历在高中及以下的样本进行讨论。由于部分样本未汇报其工作单位规模，存在数据缺失问题，对此本文使用 IPW 进行修正。

(二)对就业市场的影响

以上的结果主要论证了机器人密度的增加对个体非正规就业的影响，样本为就业样本。接下来本文将讨论机器人对就业市场整体的影响，先分析机器人密度的提升是否改变了个体就业概率，随后从是否非正规就业的角度考虑机器人对就业市场结构的影响。

表 10 Panel A 在基础回归的基础上补充了失业个体，回归样本扩充为所有进入劳动力市场的适龄劳动力，由回归结果可以看到机器人的使用并未显著改变个体就业的概率，回归系数几乎为 0。第(2)(3)列的回归结果和表 3 中使用就业样本相似。机器人提升了个体非正规就业的概率，降低了个体正规就业的概率。这说明在本文的研究样本中，机器人并未改变就业总量，但是影响了就业结构。劳动者在应对技术冲击时面临着正规就业、非正规就业和失业三种选择。当机器换人已经成为大势所趋，非正规就业相对于失业是一种更优的选择，在个体面临失业风险时提供了工作保障。

尽管如此，维护就业市场的稳定不仅需要降低失业率，也需要加强对个体福利的保障。使用工资作为劳动者福利状况的代理变量，本文进一步讨论了机器人的使用对劳动者福利的影响。工资数据来自 CFPS 个体问卷数据，取年工资对数为因变量。表 10 Panel B 的回归结果显示机器人密度的提升显著降低了劳动者的平均工资。分样本的回归结果显示，机器人密度的提升对正规就业者的工资影响甚微，但显著降低了非正规就业者的工资，机器人密度提升 1 台/万人，非正规就业个体工资将下降 2.7%。这意味着机器人替代了重复工作的劳动力，这些劳动力流入非正规劳动市场，导致收入降低。这一结果与已有研究发现人工智能会拉大收入差距的发现相一致(王军、常红, 2021)。由此可见，非正规就业可能在技术冲击的情况下作为屏障抵御失业的冲击，但个体的福利情况较之前有可能恶化。

表 10 机器人对就业市场的影响

Panel A 对就业市场结构的影响			
变量	是否就业	是否非正规就业	是否正规就业
机器人	0.001 (0.003)	0.007*** (0.002)	-0.006** (0.002)
观测值	19995	19995	19988
pseudo R ²	0.122	0.089	0.138
Panel B 对工资的影响			
变量	全样本工资	非正规就业样本工资	正规就业样本工资
机器人	-0.017** (0.007)	-0.027** (0.011)	-0.002 (0.007)
观测值	9521	5747	3774
R ²	0.140	0.125	0.175

注：Panel A 因变量分别为个体是否就业、是否非正规就业和是否正规就业，样本为进入劳动力市场个体，包括失业样本；Panel B 因变量为个体工资，样本分别为在职总体、非正规就业和正规就业样本。对于部分个体工资变量缺失，本文使用 IPW 进行修正。

六、结论与政策建议

随着我国人口红利逐渐消失，使用机器人来降低生产成本已成为经济发展的必然趋势。如何平稳度过机器人推广期，帮助劳动力实现就业的转型，维护劳动力市场的稳定，成为一个重要的课题。非正规就业由于较低的进入门槛和较高的灵活性，可以有效缓解劳动力失业，已成为我国劳动力市场的重要组成部分，因此，有必要从非正规就业角度分析机器人使用对就业的影响。

本文主要结合中国家庭追踪调查(CFPS)的个体数据和国际机器人联合会(IFR)提供的机器人数据，探讨机器人密度的提升对城镇劳动力非正规就业的影响。本文的研究发现主要有：第一，机器人的使用显著提升了个体非正规就业的概率，这体现了机器人对重复性劳动力的替代效应。第二，机器人的影响存在个体和城市异质性，男性劳动力、农业户口、教育水平较低的个体受到机器人的冲击更大。具体来看，低技能群体受到冲击后在大企业正规受雇概率降低，更可能通过生存型创业谋求生计。从城市层面来看，机器人对非正规就业概率的提升影响主要集中在工资占比较高的城市，这反映了劳动力成本上涨是“机器换人”的主要驱动力之一。第三，机器人并未改变就业总量，但是显著降低了非正规劳动力的工资，拉大了贫富差距。

基于以上结果，本文提出以下政策建议：

1. 加快完善劳动立法。“用工平台化”模式下的外卖骑手、快递员、网约车司机等构成了非正规就业和灵活就业群体的重要组成部分，对此需要加快适应新经济发展形势下劳动关系发展需要的法治建设，坚持“以人为本”，做好新就业形态下从业人员身份的认定工作，让劳动者“身份有所归依”，修改完善劳动法等，将灵活就业者的劳动权益保障作为特定职业类型，纳入法律保护范围。

2. 规范化管理。将游离在现行就业服务管理体系外的灵活就业者纳入服务管理，让其平等享受政府公共就业服务，如针对灵活就业者建立信息采集制度，必要时提供相关救济；将新就业形态劳动者纳入地区工会劳模评选工作以提高其社会认可等。

3. 持续完善对灵活就业者的社会保障。采取有效宣传措施提高劳动者参保意识；针对经济困难劳动者可提供相应补贴或适当降低参保门槛；针对经常跨制度流动劳动者应当在办理社保关系转移接续方面提供更便捷的服务；相关部门还应该督促用人单位参与其中，帮助劳动者根据自身情况参加相应的社会保险。

4. 重视职业培训的开展和推广。低技能群体在面对技术冲击时往往处于弱势，有针对性的职业技能培训可以帮助提升其技能水平并平稳度过就业结构转型期。各地政府可以举办公益性职业技能培训，并为灵活就业者的技能提升提供补贴。

值得一提的是，本文回归结果得到机器人渗透度增加提升个体非正规就业概率，但需注意劳动

力成本上升是导致企业购买机器人的主要原因之一,未来需要关注劳动力成本和机器人成本的变化。在劳动力成本层面,若随着市场上非正规就业个体增加,劳动成本降低,非正规就业的规模扩张可能会反过来抑制机器人密度的进一步增加,最终达到均衡状态。在机器人成本层面,随着机器人产业的发展、政府大力推行机器人安装补贴,企业购买机器人的成本可能逐渐降低。劳动力成本和自动化成本之间的高低决定着企业是否购买机器人,即自动化程度是否会加深。由于我国目前仍处于自动化程度提升阶段,因此,本文得到的结果仅是机器人扩张初期、较短时间内的效果,未来具体是哪种效应发挥作用需视相关价格的变动决定,如劳动力成本、机器人价格和资金成本等。

参考文献:

- 曹静 周亚林,2018:《人工智能对经济的影响研究进展》,《经济学动态》第1期。
- 程虹 陈文津 李唐,2018:《机器人在中国:现状、未来与影响——来自中国企业—劳动力匹配调查(CEES)的经验证据》,《宏观质量研究》第3期。
- 丁守海,2010:《最低工资管制的就业效应分析——兼论〈劳动合同法〉的交互影响》,《中国社会科学》第1期。
- 郭峰 王靖一 王芳 孔涛 张勋 程志云,2020:《测度中国数字普惠金融发展:指数编制与空间特征》,《经济学(季刊)》第4期。
- 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。
- 韩青江,2022:《工业机器人应用与就业结构变迁——效应与机制》,《工业技术经济》第7期。
- 何冰 周申,2019:《贸易自由化与就业调整空间差异:中国地级市的经验证据》,《世界经济》第6期。
- 李根丽 尤亮,2020:《教育错配、非正规就业与工资惩罚效应》,《财政研究》第12期。
- 李磊 王小霞 包群,2021:《机器人的就业效应:机制与中国经验》,《管理世界》第9期。
- 刘波,2021:《中国非正规经济的就业效应研究——基于投入产出模型》,《统计研究》第2期。
- 陆万军 张彬斌,2018:《就业类型、社会福利与流动人口城市融入——来自微观数据的经验证据》,《经济学家》第8期。
- 马光荣 李力行,2012:《政府规模、地方治理与企业逃税》,《世界经济》第6期。
- 宁光杰,2014:《中国大城市的工资高吗?——来自农村外出劳动力的收入证据》,《经济学(季刊)》第3期。
- 万向东,2009:《农民工非正式就业研究的回顾与展望》,《中山大学学报(社会科学版)》第1期。
- 王桂新 胡健,2015:《城市农民工社会保障与市民化意愿》,《人口学刊》第6期。
- 王军 常红,2021:《人工智能对劳动力市场影响研究进展》,《经济学动态》第8期。
- 王林辉 胡晟明 董直庆,2020:《人工智能技术会诱致劳动收入不平等吗——模型推演与分类评估》,《中国工业经济》第4期。
- 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》,《经济研究》第10期。
- 魏下海 曹晖 吴春秀,2018:《生产线升级与企业内性别工资差距的收敛》,《经济研究》第2期。
- 魏下海 张沛康 杜宇洪,2020:《机器人如何重塑城市劳动力市场:移民工作任务的视角》,《经济学动态》第10期。
- 吴要武 蔡昉,2006:《中国城镇非正规就业:规模与特征》,《中国劳动经济学》第2期。
- 薛红志 张玉利 杨俊,2003:《机会拉动与贫穷推动型企业家精神比较研究》,《外国经济与管理》第6期。
- 姚曦 续继,2022:《技术进步、经济周期与制造业岗位丢失》,《世界经济》第5期。
- 余玲铮 魏下海 孙中伟 吴春秀,2021:《工业机器人、工作任务与非常规能力溢价——来自制造业“企业—工人”匹配调查的证据》,《管理世界》第1期。
- 张军 赵达 周龙飞,2017:《最低工资标准提高对就业正规化的影响》,《中国工业经济》第1期。
- 张抗私 丁述磊 刘翠花,2016:《非正规就业对居民社会融入的影响——来自中国劳动力动态调查的经验分析》,《经济学家》第12期。
- 赵涛 张智 梁上坤,2020:《数字经济、创业活跃度与高质量发展——来自中国城市的经验证据》,《管理世界》第10期。
- 周广肃,2017:《最低工资制度影响了家庭创业行为吗?——来自中国家庭追踪调查的证据》,《经济科学》第3期。
- 周广肃 李力行 孟岭生,2021:《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》,《金融研究》第6期。
- Acemoglu, D. & P. Restrepo(2019), “Automation and new tasks: How technology displaces and reinstates labor”, *Journal of Economic Perspectives* 33(2):3—30.
- Acemoglu, D. & P. Restrepo(2020), “Robots and jobs: Evidence from US labor markets”, *Journal of Political Economy* 128(6):2188—2244.
- Arias, J. et al(2018), “Trade, informal employment and labor adjustment costs”, *Journal of Development Economics* 133: 396—414.
- Artuc, E. et al(2019), “Does automation in rich countries hurt developing ones? Evidence from the US and Mexico”,

- World Bank Policy Research Working Paper, No. 8741.
- Autor, D. & A. Salomons(2018), “Is automation labor-displacing? Productivity growth, employment, and the labor share”, NBER Working Paper, No. 24871.
- Carsrud, A. & M. Brännback(2011), “Entrepreneurial motivations: What do we still need to know?”, *Journal of Small Business Management* 49(1):9–26.
- Cheng, H. et al(2019), “The rise of robots in China”, *Journal of Economic Perspectives* 33(2):71–88.
- David, H. & 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.
- De Paula, A. & J. A. Scheinkman(2011), “The informal sector: An equilibrium model and some empirical evidence from Brazil”, *Review of Income and Wealth* 57:8–26.
- De Soto, H. (1989), *The Other Path: The Invisible Revolution in the Third World*, Harper and Row Press.
- Frederick, H. H. & P. J. Carswell(2001), *Global Entrepreneurship Monitor*, New Zealand Centre for Innovation and Entrepreneurship.
- Frey, C. B. & M. A. Osborne(2017), “The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation?”, *Technological Forecasting and Social Change* 114:254–280.
- Graetz, G. & G. Michaels(2018), “Robots at work”, *Review of Economics and Statistics* 100(5):753–768.
- International Labor Organization(ILO)(1972), *Employment, Incomes and Equality: A Strategy for Increasing Productive Employment in Kenya*, Geneva ILO.
- La Porta, R. & A. Shleifer(2014), “Informality and development”, *Journal of Economic Perspectives* 28(3):109–126.
- Liang, Z. et al(2016), “Informal employment in China: Trends, patterns and determinants of entry”, IZA Discussion Paper, No. 10139.
- Rauch, J. E. (1991), “Modelling the informal sector formally”, *Journal of Development Economics* 35(1):33–47.
- Rodrik, D. (2018), “New technologies, global value chains, and developing economies”, NBER Working Paper, No. 25164.
- Rozelle, S. & M. Boswell(2021), “Complicating China’s rise: Rural underemployment”, *Washington Quarterly* 44(2):61–74.
- Ulyssea, G. (2018), “Firms, informality, and development: Theory and evidence from Brazil”, *American Economic Review* 108(8):2015–2047.
- Wooldridge, J. M. (2007), “Inverse probability weighted estimation for general missing data problems”, *Journal of Econometrics* 141(2):1281–1301.
- World Bank(2016), *World Development Report 2016: Digital Dividends*, World Bank Publications.

Robots and Informal Employment

CHEN Jiaying ZHAO Peiyu ZHAO Yong
(Renmin University, Beijing, China)

Abstract: The adoption of robots has brought about a significant impact on the labor market. How to stabilize employment and promote flexible employment has become an important topic. Combining data from IFR and China Family Panel Studies (CFPS), we find that even though the use of robots shows little impact on the probability of being employed, it significantly increases informal employment, among which the substitution effect plays a major role. Males, individuals with rural *hukou* and those less-educated are mostly affected, while robots show a stronger replacement effect for formal employment in cities where labor cost is high. To be more specific, robots have significantly improved the probability of starting necessity business for those less-educated, reduced their probability of being formally employed in large enterprises, and the utilization of robots has reduced the possibility of starting opportunity business for those highly-educated. This paper derives policy implications for how to respond to automation and maintain the stability of the labor market.

Keywords: Robots; Informal Employment; Necessity Entrepreneurship; Opportunity Entrepreneurship; Informally Being Employed

(责任编辑:何伟)

(校对:陈建青)