

机器人如何重塑城市劳动力市场： 移民工作任务的视角^{*}

魏下海 张沛康 杜宇洪

摘要:机器人作为“制造业皇冠顶端的明珠”，是智能制造和产业转型升级的重要载体，近年来在城市工业生产体系得到广泛应用，不可避免会深刻影响城市劳动力市场供需格局。那么，机器人如何重塑城市劳动力市场？这一问题值得关注。本文试图以移民这一规模庞大且流动性强的劳工群体作为分析对象，从常规/非常规工作任务的视角进行考察，基于国际机器人联盟（IFR）数据和中国劳动力动态调查（GLDS，2012-2016年）的经验研究发现：机器人对就业的影响并非想象中的悲观。当城市机器人安装密度越大，移民有更大的概率进入该城市就业而不是被挤出劳动力市场，表明机器人的生产力效应相较替代效应占据主导力量，机器人所释放的生产力能够创造更多的工作岗位以吸纳移民涌入。此外，机器人与不同工作任务劳动者具有不同的替代弹性。相比于常规任务移民，机器人显著促进非常规任务移民就业，表明非常规任务移民与机器人在城市空间里能够达成“人机共存”。机器人的影响存在个体异质性，那些从事常规任务的中年男性的低技能者更容易遭遇机器人的负面冲击。本文的政策启示在于，各地政府致力于机器人技术驱动产业转型升级之同时，应推动新时期产业工人队伍建设，以更好地实现“技术升级”与“技能升级”的良好匹配关系。

关键词: 机器人 移民 工作任务 城市劳动力市场

中图分类号: F241.4

JEL: O33, J24, J61

How Robots Reshape Urban Labor Market: A perspective on Migrants' Job Tasks

Wei Xiahai¹ Zhang Peikang² Du Yuhong³

(1. Huaqiao University, Xiamen, China;

2. Peking University, Beijing, China;

3. Huaqiao University, Quanzhou, China)

Abstract: Robots are jewel in the crown for the manufacturing industry, they have a great influential carrier for upgrading, intelligent production and industrial transformation. Recent years it has been utilized in urban industrial systems, which made it unavoidable and profound impact on urban labor market. Thus, a question which is worthy of study naturally arises: how do robots

*魏下海，华侨大学经济发展与改革研究院，邮政编码：361021，电子邮箱：xiahaiwei2005@126.com；张沛康，北京大学教育学院教育经济研究所，邮政编码：100871，电子邮箱：patrick.zhang@pku.edu.cn；杜宇洪，华侨大学经济与金融学院，邮政编码：361021，电子邮箱：duyuhong@hqu.edu.cn。本文受国家自然科学基金面上项目（71873048）、教育部人文社科研究规划基金项目（18YJA790086）的资助。感谢匿名审稿人的建议，文责自负。

reshape urban labor market? From the perspective of routinization of job tasks, our study concentrates on a significant body of mobile labor force within urban labor market, and provide relevant empirical evidence based on the data of industrial robots in the International Federation of Robotics (IFR) and the micro-level data from the China Labor-force Dynamics Survey (CLDS, 2012-2016). The results show that, differently from the conventional permissive views, migrants have a higher probability of choosing the urban city where there is wider and deeper adoption of robots; the productivity effect dominates the substitution effect, suggesting that productivity released by the adoption of robot creates more jobs which turns the influx of more migrants. In addition, substitution elasticities between robots and workers in different routine intensity groups are not identical. Coexisting with robots in the urban cities, non-routine migrant workers could enjoy more employment opportunities relative to routine migrant workers of which low-skilled middle-aged males are more vulnerable to suffer shocks. Implementation of policy from local governments should enhance the pool of industrial workers in the new digital era in order for establishing an effective match between technology upgrading vs skill upgrading while promoting robot-driven industrial transformation.

Keywords: Robots; Migrant; Job Tasks; Urban Labor Market

一、研究背景

随着信息化和工业化的不断融合，以机器人科技为代表的智能产业蓬勃兴起，成为现时代科技创新的一个重要标志^①。机器人作为“制造业皇冠顶端的明珠”，是智能制造和产业转型升级的重要载体，正在全球范围内蓬勃发展。近年来，全球工业机器人销量年均增速超过17%，全球制造业机器人密度平均值由5年前的50提高到66，其中工业发达国家机器人密度普遍超过200^②。在中国，人口红利收缩以及劳工成本持续上涨，使得机器人在工厂车间的应用日益普及。数据显示，中国企业在用机器人生产线的比例从2008年的2%上升到2017年的13%（程虹等，2018）。机器人的普及应用无疑会对未来的产业格局产生颠覆性影响，也会深刻影响人们的工作方式和就业机会。根据世界银行的研究报告，OECD国家接近60%的工作将面临被自动化的风险^③。到2055年，美国约60%的职业中将有超过30%的工作任务会被自动化^④。因此，一旦机器人全面接手普通工人执行的工作任务，其所产生的劳动力冲击自然成为黎民百姓普遍担忧的焦点话题。

那么在中国，机器人如何影响城市劳动力市场？是导致“机器换人”还是“机器扩人”？什么样的工人才能够“与机器并肩工作”，这是本文研究的主要问题。具体地，我们采用一个较为新颖的分析视角，基于外来移民在执行不同工作任务（常规任务 vs. 非常规任务）所具备

① 习近平，致2015世界机器人大会贺信（人民网，参见<http://cpc.people.com.cn/n/2015/1124/c64094-27847383.html>）。

② 数据来源：“Executive summary world robotics 2018 industrial robots”，International Federation of Robotics, 2018。

③ 数据来源：World Bank (2016), “World Development Report 2016: Digital Dividends”, World Bank Publications.

④ 数据来源：Manyika, J. (2017), “A future that works: Automation, employment and productivity”, McKinsey Global Institute Research, Tech. Rep 60.

的“能力库存” (Stock of Capabilities), 来分析机器人如何与移民互动进而影响劳动力的跨空间流动, 最终重塑城市劳动力市场结构。不同于以往研究, 本文选择城市移民这一规模庞大的群体作为分析对象, 原因在于: 第一, 当前外来移民占据了城市劳动力市场的重要部分。根据《中国流动人口发展报告 2018》, 2018 年我国流动人口规模高达 2.41 亿人。珠三角、长三角、京津冀、长江中游和成渝这五大城市群是流动人口的主要聚集地。在 2010 年全国人口普查中, 外来移民劳动力占所在城市劳动力的比重平均为 42%, 其中在移民占比前几位城市中, 比如珠三角的深圳和东莞均超过 90%, 福建的泉州厦门均超过 73%。这些移民以相当高的比例供职于城市的劳动密集型行业, 易受机器人技术的影响。第二, 作为议价能力相对较弱的劳动群体 (Vulnerable Workers), 外来移民对当地劳动力市场的变化更为敏感, 特别是在中国特殊的户籍制度约束下, 一旦遭受机器人负面冲击, 他们会选择“用脚投票”重新择业。

不过, 机器人所产生的就业影响并非以均等的方式覆及所有的劳动群体, 而是表现出鲜明的偏向型。具体来说, 作为一种任务偏向型技术进步 (Task-Biased Technological Change, TBTC), 机器人对执行不同工作任务的劳动者会有截然不同的影响。那些以分析、管理和决策为核心, 或者以情景适应、人际沟通为主导的非常规工作者, 由于与机器人形成良好的互补性而更受市场欢迎。而那些按照既定方案执行的工作任务、可被程序化的体力或认知操作, 更容易被替代 (Autor et al, 2003; Acemoglu & Autor, 2011)。机器人与执行不同任务的劳动者间存在不同的替代关系 (替代 vs. 互补), 这将很大程度决定劳动者在这个岗位乃至在这个城市的去留, 最终在宏观层面导致城市劳动力市场格局被重新塑造。因此, 本文通过移民群体所执行的工作任务视角, 能够很好地分析和帮助人们理解“机器”与“人”的竞赛如何导致移民的跨空间迁移, 进而影响城市劳动力市场结构变迁, 这也能够提供关于机器人对于劳动世界均衡影响的中国版本解读。本文试图提供这个问题的具体答案。

本文的边际贡献主要有以下几点: 首先, 以往有许多关于技术进步与劳动力市场两者关系的研究, 它们主要是围绕传统的自动化机器人或机械设备进行分析。而本文的研究对象是根据 ISO 8372: 2012 定义的工业机器人^①, 与传统的自动化机器人有着较大的区别。通过系统评估机器人的就业迁移效应, 能够为人们理解信息化、智能化形势下机器人浪潮的均衡影响提供新的证据, 也能够为关于如何更好地实现“人机共存”提供富有价值的政策洞见。其次, 基于移民工作任务这一新颖且细致入微的视角, 探索机器人如何影响移民空间流动, 丰富和发展了关于机器人对劳动力市场结构性影响这一领域的文献研究。此外, 本文采用 Marcolin et al (2019) 的方法, 首次测算了中国微观劳动者工作任务的指标体系, 在指标构建上也向前迈出了重要的一步, 能够为将来关于中国微观劳动者工作任务的相关研究提供有益参考。

文章余下内容安排如下: 第二部分对文献进行回顾和述评; 第三部分介绍本文数据、变量测度和模型; 第四部分为实证分析结果; 最后为全文总结。

^①工业机器人是指拥有三轴或三轴以上的, 可自动化控制、可重复编程的、可实现多种目的的机械操作装置, 它可被固定在一个地方, 或者在工业自动化设备中进行移动 (Müller & Kutzbach, 2019)。

二、文献综述

本文旨在考察机器人如何影响移民跨空间的就业选址，进而影响城市劳动力市场，因此我们围绕机器人对劳动力市场的影响以及移民在城市间就业选址两个方面的文献进行回顾和述评。

（一）机器人对劳动力就业和技能需求的影响

这方面的文献主要围绕机器人技术进步对劳动力就业和技能需求的影响。从历史发展的角度看，技术进步与劳动力就业关系的讨论由来已久。早在工业革命时期，随着技术进步带来的生产和组织方式的变革，比如铁路取代了公共马车、起重机取代码头工人。一些工作岗位被淘汰，另一些新的岗位被创造出来（Acemoglu & Restrepo, 2018a），充分说明了新技术对于劳动力市场的重塑机制。相比于历次技术革命，本次以机器人为载体的新一轮技术革命所带来的冲击更加全面且更加持久，自然对于劳动力市场影响也更加深远。在新近的研究中，曹静、周亚林（2018）对人工智能或机器人对就业的影响的相关文献进行了系统性的综述。

总结既有文献，在地区宏观层面，机器人对劳动力就业的影响主要取决于两条影响机制：第一，替代效应机制（Displacement Effect）。机器人将逐渐取代人类劳动，减少劳动需求，从而导致“技术性失业”。Frey & Osborne（2017）利用 O*NET 网站，以职业为单位估计了美国 702 种职业被计算机替代的概率，研究发现，47% 的岗位存在被自动化替代的风险。不少研究也发现机器人或人工智能在中国的劳动力市场呈现出明显的就业替代性（孙文凯等，2018；陈永伟、许多，2018；闫雪凌等，2020）。后来，Arntz et al（2016）基于任务的方法（Task-based Approach），测算了 21 个 OECD 国家的就业替代率，这种方法与 Frey 和 Osborne（2017）的基于职位的测算方法（Occupation-based Approach）相比，考虑了高风险的职业中存在一些难以被自动化的任务，避免对就业替代率的高估。进一步地，Acemoglu & Restrepo（2020a）构建的模型允许使用机器完成的工作任务比重在各部门间有所差异，且专攻于不同行业的劳动力市场之间存在交易。基于该模型的研究结果发现，在 1990-2007 年，机器人密度每增加 1 台/千人，就业率降低 0.2%，工资水平降低 0.42%。

第二，生产力效应机制（Productivity Effect）。机器人应用能够极大地提升生产力，降低生产成本，这一方面促使消费者的产品需求上升，从而增加对劳动力的衍生需求，另一方面会扩大生产规模，创造更多的就业岗位。在 2017 年麻省理工大学组织的关于“人工智能与工作的未来”研讨会上，Robert Gordon 指出自第一次工业革命以来，尚未有新发明导致大规模的失业^①。技术进步在减少就业机会的同时，也会增加就业岗位。Acemoglu & Restrepo（2018a）的就业创造模型指出，资本和劳动力的使用成本会决定自动化对就业的净效应。

需要提及，机器人所释放的生产力扩张对就业市场会产生复原效应（Reinstatement Effect）。虽然机器人对劳动力有替代效应，但创造新工作任务而产生的复原效应，也能抵消一些自动化带来的负面影响（Acemoglu & Restrepo, 2019）。例如，Acemoglu & Restrepo（2020b）

^①观点来源：<http://futureofwork.mit.edu/>。

使用行业层面的数据还发现了在 1987 年前后，自动化导致的替代效应增加了行业的技能需求，但新任务导致的复原效应在 1987 年前降低了技能需求，1987 年后增加了技能需求。在 1980-2015 年期间，有近一半的就业增长来自新创造的工作岗位或工作任务（Acemoglu & Restrepo, 2018a）。替代效应与复原效应的综合效果，与劳动者的技能异质性紧密相关。Acemoglu & Restrepo（2018a）的拓展型模型指出，当劳动者的技能存在异质性时，低技能劳动者在执行级别较低的任务上具有比较优势，高技能劳动者在执行新型、复杂的任务上具有比较优势。自动化会对低技能劳动者进行替代，而新创造的工作任务更偏好高技能劳动者。

因此，在微观层面，机器人对个体就业决策（包括在某个城市劳动力市场的去留）的影响，则取决于“技术与技能”的竞赛，即机器人与劳动者能力库存之间的匹配互动关系。根据 Autor et al（2003）提出的 ALM 模型，计算机资本要素和劳动力要素在执行常规任务是互补的关系。机器人将改变执行不同工作任务劳动者的需求，那些非常规任务执行者更容易与机器人并肩工作。由于不同性别、受教育程度和年龄的劳动者所执行的工作任务类型有所差异，机器人对移民群体就业城市选择的影响是具有异质性的，具体而言：第一，与男性劳动者相比，女性劳动者执行了更多的非常规分析型任务（nonroutine analytical task）和非常规交互型任务（nonroutine interactive task）（Black & Spitz-Oener, 2010）。机器人会减少对体力的需求，因此相对提高了对女性劳动力的需求。不少研究发现了技能偏向型的技术会缩小两性之间的工资差距（Black & Spitz-Oener, 2010; Yamaguchi, 2016）。第二，接受更多的学校教育，会有助于劳动者适应新技术对人力资本的需求（Goldin & Katz, 2008）。Arntz et al（2016）发现，随着受教育水平的提高，在可自动化岗位上工作的劳动者比例越低。由此可见，教育程度较高的劳动者能执行非常规任务，教育程度较低的劳动者更多是执行的常规任务。第三，在年龄方面，中等年龄的劳动者在生产性任务上具有比较优势（Acemoglu & Restrepo, 2018b）。

从动态影响的角度来分析，机器人对就业的影响方向具有不确定性。一方面，替代效应在后期所带来的影响可能会比复原效应更大。Acemoglu & Restrepo（2019）的研究表明，在新技术使用的后续阶段，自动化的加速导致萎靡不振的劳动力需求。这是因为针对硬件和软件的多用途新技术可能会降低自动化的成本，对机械设备的税收进行补贴、政府对创新的支持力度的降低会缩窄研发的眼界，这些都不会有助于新任务的创造，最终导致复原效应不如替代效应。另一方面，工作任务在后期也会逐渐标准化，机器人技术的使用会提高低技能任务的工作效率，不同技能的工作间的不平等逐渐减少（Acemoglu & Restrepo, 2018a）。

（二）技能移民在城市间流动和就业选址

通常，技能移民（Skilled Migrant）更愿意迁往“具有高度社会开放性（Social Openness）、多样性（Diversity）和创造力（Creativity）的地区”（Florida, 2004）。在经济学文献中，技能移民在城市间的就业选址决策从本质上来说是对成本收益分析后，追求效用最大化的结果。根据 Roback（1982）的空间均衡理论，移民在不同城市间的流动主要受工作机会和城市宜居性的影响。首先在工作机会方面，一个城市所能提供的工作机会（包括工资收入）往往是

决定劳动力迁移的关键因素，这一点已得到文献的证实（Greenwood & Hunt, 1989; Hansen & Niedomysl, 2009）。同样地，在中国，绝大多数外来移民聚集于珠三角、长三角、京津冀等地，直接反映了该地区能够为移民提供更多就业机会和工资收入。就此而言，当一座城市的工业体系大规模引进机器人生产线，不可避免会改变工作场所的技能需求和工作机会，如果移民个体的技能禀赋难以与机器人达成共存，无法获得相应工作机会，其理性选择将是离开这个城市。

其次是城市宜居性对移民吸引力的影响，主要体现在城市自然环境和公共服务两方面。比如在自然环境方面，凉爽的夏天和温暖的冬天（Rappaport, 2007）、宜人的温度（Graves, 1979）以及拥有山河湖海（Graves & Regulska, 1982）对流动人口的空间流动都有显著的积极影响，但空气污染会抑制移民的迁移（孙伟增等, 2019）。此外，许多研究并非直接分析公共服务与移民决策的关系，而是考察房价对移民迁移决策的直接影响（张莉等, 2017）。因为高昂的房价间接体现了便捷的交通（Knaap et al, 2001）、高质量的学校（Black, 1999）、较好的社会治安水平（Bishop & Murphy, 2011）等优质的城市公共服务，代表了移民群体在一个城市工作和居住的成本。一般而言，技能移民愿意承担较高的成本，选择流向公共服务较好的城市（Diamond, 2016）。

值得注意的是，城市宜居性对移民的影响，主要考察的是移民的定居决策，即是否愿意“留下来”的问题，而考察就业决策特别是就业选址的文献，大部分与就业机会这一影响因素有着密切的关系。对于中国规模庞大且议价能力普遍较弱的外来人口而言，与城市宜居性相比，城市所能提供的工作机会显然对大多数移民更加重要。因此，本文基于上述两方面文献的研究基础，试图从工作任务的视角来探索机器人如何影响移民的空间流动和就业选址，进而重塑劳动力市场技能结构，这能够为当今机器人浪潮下的经济影响提供新的政策启示。

综上，机器人对移民的就业选址决策的影响，是通过机器人技术与执行不同工作任务的移民劳动者间的替代和互补关系来发挥综合性的作用。当城市的机器人对执行非常规任务的移民劳动者的生产力效应占主导时，移民有更大的概率进入该城市就业；相反，若城市的机器人对执行常规任务的移民劳动者的替代效应占主导时，移民有更大的概率被挤出该城市的劳动力市场。这两种情况最终都会在宏观层面塑造城市的劳动力市场格局。

三、数据、变量与统计事实

（一）数据来源

本文主要数据来源有三：（1）国际机器人联盟（IFR）报告中的工业机器人安装数据。IFR 数据中含有 50 个国家在 1993-2018 年的工业机器人安装信息，涉及的行业包括以下六大类：农林牧渔业；采矿业；制造业；电力、热力、燃气及水生产和供应业；建筑业；教育业。（2）第二次全国经济普查数据的工业企业模块。国家统计局在 2008 年对中国境内从事

第二产业和第三产业的全部法人单位、产业活动单位和个体经营户进行调查^①。我们从普查数据中选取了工业企业模块来计算各地级市（地区、自治州、盟）不同行业的就业人数^②，并结合 IFR 数据测算了各市的机器人安装密度，这也是现有文献通用的做法（Acemoglu & Restrepo, 2020a）。（3）中山大学社会科学调查中心实施的中国劳动力动态调查（China Labor-force Dynamic Survey, CLDS）。样本覆盖中国 29 个省市，具有全国代表性。本文以 16-60 岁的外来移民（流动人口）为分析对象。根据 CLDS 的定义，流动人口为 6 个月以上的跨县级及以上行政单位的人口。由于本文考察的是移民是否受机器人影响而在城市间流动，因此我们只保留跨地级市（地区、自治州、盟）流动的移民样本。本文选取 2012 年、2014 年和 2016 年共三年数据。

（二）模型设定与变量设计

参考既有的关于移民就业选址的文献方法（孙伟增等，2019），本文采用条件 Logit 模型来考察机器人如何对不同工作任务移民城市流动的影响，实证模型设定为：

$$y_{ijt} = \alpha_0 + \alpha_1 Robot_{jt} + \delta Z_{jt} + \varepsilon_{ijt} \quad (1)$$

$$y_{ijt} = \beta_0 + \beta_1 Robot_{jt} + \gamma RT_{ijt} + \rho(Robot_{jt} \cdot RT_{ijt}) + \delta Z_{jt} + \varepsilon_{ijt} \quad (2)$$

其中，下标 i 代表劳动者个体， j 为就业城市， t 为年份。被解释变量 y_{ijt} 表示劳动者 i 是否选择城市 j 作为就业地点。本文有两个核心解释变量，分别为 $Robot_{jt}$ 和 RT_{ijt} ，其中 $Robot_{jt}$ 表示城市 j 在年份 t 的机器人安装密度； RT_{ijt} 表示城市 j 的移民 i 在年份 t 是否从事常规任务，以二值虚拟变量表示，是为 1，否为 0。控制变量 Z_{jt} 为城市 j 的经济特征变量， ε_{ijt} 为残差项。相应地，上面两个估计方程式有两个估计系数是我们重点关注的：回归式（1） $Robot_{jt}$ 变量的估计系数 α_1 ，该系数为正或负，则表明机器人对移民劳动力具有吸纳或挤出效应，从而可进一步得出机器人两个作用机制的净效应。回归式（2）交互项的估计系数 ρ 是我们关注的，如果机器人的确挤出了常规任务移民，而吸引非常规任务移民流入城市就业，换言之，机器人与非常规任务移民实现“人机共存”，则估计系数 ρ 为负数。本文的变量构造和设计如下：

1. 被解释变量

被解释变量 y_{ijt} 表示技能移民 i 在年份 t 是否选择城市 j 作为就业地点的虚拟变量。如果选择前往城市 j 就业，则 y_{ijt} 取值为 1；如果选择不前往城市 j 就业，则 y_{ijt} 取值为 0。在实证过程中，我们充分利用 CLDS 中所有样本城市作为劳动者的就业选址备选项。因而，实际观测数等于移民样本数与备选城市数的乘积。移民选择前往城市 j 就业的概率如式（3）所示。

$$Prob(y_{ijt} = 1) = \frac{\exp(\alpha + \beta Robot_{jt} + \gamma x_{it} + \delta Z_{jt} + \varepsilon_{ijt})}{\sum_{j=1}^J \exp(\alpha + \beta Robot_{jt} + \gamma x_{it} + \delta Z_{jt} + \varepsilon_{ijt})} \quad (3)$$

①来源：http://www.stats.gov.cn/tjsj/tjgb/jjpcgb/qgjpcgb/201407/t20140731_590163.html，《第二次全国经济普查主要数据公报（第一号）》。

②为方便描述，全文所指的城市均为地级市（地区、自治州、盟）。

2.核心解释变量

(1) 城市层面的机器人安装密度。我们主要利用 IFR 数据集与第二次全国经济普查工业企业数据计算得到。由于 IFR 数据中只有中国各行业层面的工业机器人安装量,无法直接获取城市层面的工业机器人安装量,因而我们借鉴既有文献的通行做法 (Acemoglu & Restrepo, 2020a; Goldsmith-Pinkham, P. et al, 2020), 通过 Bartik 工具变量法计算机器人安装密度来代表机器人的技术冲击强度。首先,我们将 IFR 与中国第二次经济普查数据的行业进行一一匹配^①,从而得到可供分析的我国各行业工业机器人安装量数据。然后我们选定一个基准年份计算中国每个城市各行业机器人密度的权重,接着据此进一步计算出城市层面的工业机器人安装密度。具体计算方式如下:

$$Robot_{jt} = \sum_{s=1}^S \frac{employ_{s,j,t=2008}}{employ_{j,t=2008}} \times \frac{Robot_{st}}{employ_{s,t=2008}} \quad (4)$$

其中, S 表示各行业的合集, $Robot_{jt}$ 是城市 j 在年份 t 的机器人安装数量, $Robot_{st}$ 是行业 s 在年份 t 的机器人安装数量, $employ_{s,t=2008}$ 是行业 s 在 2008 年的就业人数, $employ_{j,t=2008}$ 是城市 j 在 2008 年的就业人数, $employ_{s,j,t=2008}$ 是城市 j 的行业 s 在 2008 年的就业人数。

计算完毕后,我们可以得知工业机器人在全国各城市的空间分布情况。以 2016 年为例,机器人安装密度最为明显的城市在湖北、浙江、安徽、吉林省内,广东、广西、重庆也有部分城市的机器人安装密度较大。

(2) 常规/非常规工作任务。构建每个劳动者的工作任务指标,是一项较为复杂的测算工作。在既有文献中, Marcolin et al (2019) 利用 OECD 的国际成人能力评估调查数据

(International Assessment of Adult Competencies, PIAAC), 根据受访者规划工作时间和流程的频率、工作内容以及完成顺序的自主能力和灵活度等几个维度,构建了工作任务的常规密集指数 (Routine Intensity Index, RII)。其中,常规任务的主要特征是其工作内容可被数字化和程序化,如生产流水线上的标准操作,通常缺乏灵活性和自主性。所以执行常规任务的劳动者只需按部就班的操作即可完成工作任务。一旦机器人介入生产环节,常规任务劳动者更容易被取代。沿袭其指标构建思路,我们充分利用 CLDS 问卷中关于个体工作任务的灵活性和自主性等细分选项,构建常规工作任务指标。具体方法为:

$$RII_i = w_{con} con_i + w_{fle} fle_i + w_{str} str_i \quad (5)$$

其中, w 为权重。 con_i 、 fle_i 和 str_i 分别表示劳动者 i 在工作过程的工作内容、进度安排和工作强度三个维度所对应的自主能力和灵活度。赋值包括“完全由自己决定=1; 部分由自己决定=2; 完全由他人决定=3”。与 Marcolin et al (2019) 做法类似,本文采用主成分分析法计算三个维度的权重后,进一步赋予劳动者 i 一个具体的常规密集指数值。常规密集指数 RII_i 取值范围在 1-3 之间,数值越大,则意味着劳动者在工作过程中的自主能力和灵活度越

^①IFR 数据采用的行业分类标准为《国际标准行业分类》第 4 版 (ISIC Rev4.0), 第二次《全国经济普查》数据的行业划分标准《国民经济行业分类》(GB/T4754-2002)。

低。最后，本文将职业（中类）按职业内个体常规任务密度值中位数的升序排列，并将从事位于密度值分布下侧（<33%分位数）的职业个体定义为非常规工作任务指标，其他则为常规工作任务指标。RII 的构建选取了所有汇报上述三个维度的观测值，这样更加准确全面地反映不同职业内工作任务的常规化水平。

3.控制变量

在实证分析过程，我们还控制了诸多城市特征变量，包括人均 GDP、工业企业密集度、贸易开放、引资规模、工业总产值、政府规模、空气污染、房价和最低工资。在后文的异质性分析中，我们还会考虑移民的个体特征变量，包括性别、受教育年限、年龄、户籍类型。本文涉及的外来移民特征变量和城市特征变量的具体定义及统计描述分别见表 1 和表 2。我们将所在城市机器人安装密度为缺失值的移民样本排除在模型估计之外。2012、2014 和 2016 年的 CLDS 移民样本量分别为 631、833 和 876。CLDS 数据库中具有移民观测值的对应样本城市数分别为 90，90 和 103。最终，各年的样本量为 56790、74970 和 90228。

表 1 移民特征变量的统计描述

变量名	定义	观测数	均值	标准差	最小值	最大值
<i>RT</i>	常规任务变量，是=1，否=0	2,337	0.688	0.463	0	1
<i>Male</i>	男=1，女=0	2,337	0.576	0.494	0	1
<i>Educ</i>	受教育年限（年）	2,334	10.083	3.94	0	22
<i>Age</i>	年龄（岁）	2,337	34.455	10.085	16	60
<i>rural</i>	农村户口=1，城镇户口=0	2,328	0.78	0.415	0	1

表 2 变量定义与描述性统计量

变量名	定义	观测数	均值	标准差	最小值	最大值
<i>Y</i>	劳动者是否选择该城市	221,988	0.011	0.102	0	1
<i>Robot</i>	机器人安装密度（台/万人）	221,988	4.067	3.439	0.176	23.215
<i>Ln(rgdp)</i>	人均 GDP，取对数	221,988	10.654	0.584	8.881	11.915
<i>Firm_s</i>	工业企业密集度， 工业企业数（个）/职工就业人数（万人）	221,988	19.736	23.686	0.001	137.043
<i>Openness</i>	贸易开放度，进出口总额/GDP	221,988	0.295	0.437	0	2.401
<i>Ln(FDI)</i>	引资规模， <i>FDI</i> 取自然对数	221,988	12.544	1.802	6.049	16.25
<i>Ln(output)</i>	工业总产值，取对数	221,988	6.964	1.809	4.632	10.41
<i>Gov</i>	政府规模，政府财政支出/GDP	221,988	0.156	0.063	0.064	0.388
<i>PM2.5</i>	空气污染，PM 2.5 浓度（ $\mu\text{g}/\text{m}^3$ ）	221,988	38.026	14.83	9.72	73.927
<i>Hprice</i>	城市房价（千元/平方米）	221,988	5.488	3.595	1.514	24.04
<i>MW</i>	月最低工资（元）	221,988	1157.396	261.363	563.33	2030

四、机器人与移民就业选址的实证分析

(一) 条件 Logit 基准估计结果

本文首先考察地区的机器人安装密度对移民空间流动和就业选址的影响,采用考虑了异方差稳健的条件 Logit 进行估计。表 3 的第(1)列只加入核心解释变量——机器人安装密度,第(2)列在此基础上加入了人均 GDP、工业企业密集度、贸易开放、引资规模、工业总产值和政府规模等控制变量,以尽可能减少遗漏变量所造成的偏误。第(3)列进一步考虑了 PM2.5 浓度、城市房价和最低工资对就业选址的影响。

由第(1)列的估计结果可知,机器人安装密度的估计系数为正(0.122),且达到 1%的显著性水平。从第(2)列的估计结果来看,进一步加入控制变量后机器人安装密度的系数有所减少,但依然显著为正。与第(2)列相比,第(3)列在考虑空气污染、房价和最低工资后,机器人安装密度的系数虽有下降,但依然达到 5%的显著性水平。这表明在其他条件不变下,城市机器人安装密度每增加 1 台/万人,移民选择在该城市就业概率将上升 4.4%。因此,机器人对于移民在城市劳动力市场就业影响非但没有抑制,反而是增加,这意味着与替代效应相比,机器人的生产力效应更加占据主导作用,正是由于机器人所创造的新岗位会吸纳更多技能移民涌入,从而使得城市劳动力市场结构发生变化。本文通过移民这一庞大且独特群体的确发现了,在城市层面上机器人对劳动者的就业具有积极作用。这意味着,在城市劳动力市场,机器人所释放的生产力效应有利于移民群体,体现了“机器扩人”,而不是简单的“机器换人”。相比既有相似主题文献,本文提供了新颖且确凿的经验证据。

值得注意的是,控制变量的估计结果也与现有文献研究相一致。其中,城市的 PM2.5 浓度上升 1 单位,人们选择在当地城市就业的概率降低 2.3%,估计系数的符号方向与孙伟增等(2019)研究一致。房价每上升 1 元/平方米,人们选择在当地城市就业的概率上升 5.8%。最低工资每上升 1 元/月,人们选择在当地城市就业的概率上升 0.1%,说明人们更倾向于向往最低工资更具吸引力的城市就业,与直觉相符,也验证了劳动保护对就业的拉动作用。

表 3 机器人影响移民就业选址的条件 Logit 估计结果

	(1)	(2)	(3)
机器人密度	0.122 ^{***} (0.005)	0.044 ^{***} (0.007)	0.020 ^{**} (0.008)
人均GDP		0.852 ^{***} (0.084)	0.332 ^{***} (0.091)
工业企业密集度		0.000 (0.001)	0.004 ^{***} (0.001)
贸易开放		0.974 ^{***} (0.040)	0.514 ^{***} (0.050)
引资规模		-0.007 (0.023)	0.072 ^{***} (0.024)
工业总产值		-0.019 (0.017)	-0.024 (0.018)
政府规模		-3.395 ^{***} (0.631)	-4.933 ^{***} (0.627)
空气污染			-0.023 ^{***}

			(0.002)
城市房价			0.058*** (0.008)
最低工资			0.001*** (0.000)
<i>N</i>	240,455	221,988	221,988
<i>Pseudo R</i> ²	0.023	0.129	0.149

注：括号内为标准误，* $p < 0.1$ ，** $p < 0.05$ ，*** $p < 0.01$ 。

（二）稳健性检验

为了进一步确认上述研究结论的可靠性，我们做了两方面的努力。第一，我们进行两种稳健性估计方法：一是进一步利用宏观数据考察机器人对移民整体就业数量的影响，具体采用的是泊松回归和负二项估计；二是为尽可能克服潜在内生性问题，采用工具变量估计方法。第二，我们从数据方法的角度做了若干工作：一是剔除了 IFR 机器人数据未涵盖的服务业劳动者；二是缩减了移民的备选城市集，重新划定样本范围；三是依据进口比例，构建新的工具变量。

1. 泊松回归和负二项回归估计

由表 4 第（1）列的泊松回归结果可知，机器人安装密度的估计系数显著为正，具体而言，机器人安装密度每提高 1 台/万人，该城市的就业人数提高 2.29%。考虑到泊松回归的假设条件是方差与期望值相等，由于在实际上可能存在方差不等于期望值的情形，我们在第（2）列采用负二项回归，结果同样显示机器人密度估计系数显著为正，表明城市机器人安装密度提高，有利于吸引更多移民进入就业。这一结果与前述基于微观个体在城市就业选择的研究结论相互印证。

2. 潜在的内生性问题及其处理

值得注意的是，城市机器人安装密度固然会影响技能移民的迁移，但一个城市工业体系在多大程度采用机器人，可能是对劳动力（包括移民）供给和用工成本变化的适应性反应。倘若如此，核心变量机器人安装密度就会遭遇内生性问题，需要寻找外部工具变量予以缓解。

关于城市机器人安装密度的工具变量构造，我们借鉴 Acemoglu 和 Restrepo（2020a）的方法，以机器人进口来源国对中国各城市的机器人覆盖度作为工具变量。一个重要的理由是，目前我国工业系统所使用的机器人有相当高的比例依赖于进口^①，进口来源国主要是美国、日本、德国、瑞典、韩国^②。从理论上讲，这五个国家对中国的机器人出口会直接影响到中

①中国在生产工业机器人的上游核心零部件方面遇到瓶颈，减速机、伺服机和控制系统等零部件主要是依赖进口。《中国机器人产业发展白皮书》指出，目前应用在高端行业的六轴或以上高端工业机器人市场主要被日本和欧美企业占据，我国的工业机器人新装机量不足 10%。国产工业机器人主要是搬运和上下料机器人，大多为三轴和四轴机器人，应用中低端产品领域。

②我们从海关进出口数据中统计了 2000-2012 年从各国进口工业机器人的数量和金额，发现无论是 2000-2012 年中国平均每年从其他国家进口工业机器人的数量（台）还是金额（美元），日本、韩国、德国、瑞典和美国均排在前五，且与排在后面的国家有一定的差距。其中，工业机器人的归类依据是海关的 hs 编码，纳入统计的工业机器人主要为这两类：第一类编码为 84795010，属于多功能工业机器人；第二类编码为 84795090，属于其他工业机器人，多功能工业机器人除外。

国的机器人安装密度，从而满足工具变量的相关性条件。而进口来源国机器人密度不会直接影响到移民的就业选址，也就满足了工具变量的外生性条件。五个进口来源国在年份 t 对中国城市 j 的机器人覆盖度的计算方式均为：

$$Robot_Import_{jt} = \sum_{s=1}^S \frac{employ_{s,j,t=2008}}{employ_{j,t=2008}} \times \frac{Robot_Import_{st}}{employ_{s,t=2008}} \quad (6)$$

其中， S 是各行业的合集， $Robot_Import_{st}$ 是进口来源国的行业 s 在年份 t 的机器人数量， $employ_{s,t=2008}$ 是中国的行业 s 在 2008 年的就业人数， $employ_{j,t=2008}$ 是中国的城市 j 在 2008 年的就业人数， $employ_{s,j,t=2008}$ 是中国的城市 j 的行业 s 在 2008 年的就业人数。紧接着，工具变量的计算方式为：

$$Robot_IV_{jt} = \frac{1}{5}(Robot_Import_US_{jt} + Robot_Import_JP_{jt} + Robot_Import_GE_{jt} + Robot_Import_SW_{jt} + Robot_Import_KR_{jt}) \quad (7)$$

US 、 JP 、 GE 、 SW 、 KR 分别代表美国、日本、德国、瑞典、韩国。

表 4 最后三列是工具变量估计结果。由第 (3) 列第一阶段估计系数可知，工具变量估计系数显著为正，为 1.945，且在 1% 的统计水平上显著，与理论预期相符，也与既有文献基于美国的估计结果相似 (Acemoglu & Restrepo, 2020a)^①。第 (4) 列第二阶段的结果仍具有高度的统计显著性，估计系数为正。这确认了城市机器人对移民就业有积极的促进作用，即从整体来看，机器人生产力效应能够创造更多就业岗位，从而吸纳更多移民的大规模涌入。

最后一列为工具变量的条件 Logit 估计结果，与表 3 第 (3) 列相比，在考虑内生性问题后，机器人安装密度的系数有所增大，且具有很强的统计显著性。说明若不缓解内生性问题，我们会低估机器人对就业选址决策的影响。总之，城市机器人密度对于移民个体选择在该城市就业有显著的拉动作用。上述一系列稳健性检验工作确认了一个经验事实：在机器人浪潮下，移民与机器人是能够在城市里共存的，机器人技术可以创造更多岗位提供给移民，而移民技能结构又能与机器人实现“并肩工作”，从而二者共同促进城市生产力发展和经济繁荣。这是一个新颖且有趣的发现。

表 4 稳健性检验 (一)

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	Poisson	NB	NB+IV		条件Logit+IV
			Stage 1: 机器人密度	Stage 2: 就业数量	
机器人密度	0.023*** (0.006)	0.047* (0.028)		0.100*** (0.033)	0.071*** (0.008)
人均GDP	0.294*** (0.062)	0.136 (0.243)	-0.364 (0.255)	0.068 (0.238)	0.292*** (0.092)
工业企业密集度	0.002*** (0.000)	0.005* (0.003)	-0.019*** (0.004)	0.007** (0.003)	0.005*** (0.001)
贸易开放	0.361*** (0.036)	0.318 (0.233)	0.374 (0.264)	0.313 (0.240)	0.531*** (0.050)
引资规模	0.142*** (0.017)	0.193*** (0.065)	-0.037 (0.066)	0.166** (0.066)	0.063*** (0.024)

^①根据 Acemoglu & Restrepo (2020a) 在使用工具变量估计时，工具变量对机器人密度的估计系数在 1.15-1.19，与本文较为接近。

工业总产值	-0.028 ^{***} (0.008)	-0.008 (0.044)	0.062 (0.048)	-0.023 (0.044)	-0.034 [*] (0.018)
政府规模	-4.367 ^{***} (0.429)	-1.516 (1.510)	-2.742 [*] (1.650)	-1.964 (1.462)	-5.310 ^{***} (0.635)
空气污染	-0.015 ^{***} (0.001)	-0.016 ^{***} (0.005)	-0.004 (0.006)	-0.016 ^{***} (0.005)	-0.023 ^{***} (0.002)
城市房价	0.075 ^{***} (0.006)	0.105 ^{***} (0.037)	-0.106 ^{***} (0.039)	0.097 ^{***} (0.036)	0.062 ^{***} (0.008)
最低工资	0.000 (0.000)	-0.000 (0.000)	0.004 ^{***} (0.001)	-0.000 (0.000)	0.001 ^{***} (0.000)
工具变量			1.945 ^{***} (0.065)		
残差-机器人密度				-0.213 ^{***} (0.062)	
观测值	283	283	283	283	221,988
<i>Pseudo R</i> ²	0.427	0.073		0.079	0.153

注：括号内为标准误，* p<0.1, ** p<0.05, *** p<0.01。

3.剔除未涵盖的服务业劳动者

由表 5 第(1)列的回归结果可知，在剔除未涵盖在 IFR 数据涉及的行业劳动者之后（占总样本量近 40%），机器人安装密度的估计系数依然显著，并有小幅增加。这表明，机器人在其大行其道的行业内，对行业内移民劳动者的影响更加明显，符合预期。需要提及，如果移民个体的技能禀赋难以与机器人达成共存，无法获得相应工作机会，其理性选择将是离开这个城市，或者离开当前行业并投入到机器人影响较小的行业，如服务业。这势必会提升服务业岗位竞争的压力，导致机器人对服务业从业者的间接效应。在不剔除未涵盖的服务业劳动者的情况下，机器人变量的估计系数反映的则是劳动力市场均衡效应。

4.缩减备选城市集

由于信息和地理等不确定性因素的限制，外来移民劳动力可能无法掌握所有城市的信息（孙伟增等，2019）。因此，劳动者的就业选址备选项可能会相对有限。为验证本文的估计结果和结论的稳健性，我们假设外来移民劳动力对已选择流入的城市和相邻城市具有相等的信息量，并将移民的备选城市集缩减为同省内和邻省的地级及以上城市集合。如此，样本总量将缩减为 55254，每一个移民样本将有平均 24 个备选城市。被解释变量均值提升至： $2337/55254=0.043$ 。缩减样本范围之后，我们对相关模型重新进行估计和整理。由表 5 第(2)列的回归结果可知，与表 3 和表 4 的回归结果相比，虽然机器人安装密度变量的估计系数明显提升，机器人所释放的生产力能够创造更多的工作岗位以吸纳移民涌入的结论依然不变^①。

5.更换工具变量

日本是中国进口工业机器人的主要来源国。在 2000-2012 年中，中国从日本进口工业机器人的金额（美元）和数量（台）占比远高于其他国家，达到 70%以上。因此，在工业机器人来源国的权重构建上，日本似乎应该赋予较高的权重。然而，由于数据有限，我们无法

①我们同时考虑了剔除未涵盖的服务业劳动者、工具变量的替换以及后文一系列异质性分析等情况，相较于基准回归结果，缩减备选城市集的估计结果依然是稳健的。由于篇幅限制，正文中并未汇报这些估计结果，如有兴趣请向作者索取。

使用全部对应年度工业机器人的进口量占比来构建权重。为验证估计结果的稳健性，我们在工具变量的构建上做了两项工作：第一，我们使用工业机器人的五大来源国在 2000-2012 年间占比的平均数作为各来源国的权重；第二，我们分别使用 2010 年和 2012 年的工业机器人进口占比作为各来源国的权重。必须承认，重新构建的三个工具变量并非完美，但他们一定程度上反应了我国工业机器人从主要来源国进口的趋势。利用重新构建的工具变量得到的估计结果呈现在表 5 第 (3) 列。相较于基准回归结果，机器人变量的影响程度虽有小幅提升，但这对本文的结论影响不大。这表明基准回归结果在更换了不同工具变量之后依然是稳健的。

表 5 稳健性检验 (二)

	(1)		(2)		(3)		
	剔除未涵盖在 IFR 行业中的劳动者		基于缩减后的备选城市集		采用不同的工具变量		
	条件 Logit	条件 Logit+IV	条件 Logit	条件 Logit+IV	条件 Logit+IV	条件 Logit+IV	条件 Logit+IV
机器人密度	0.050*** (0.011)	0.105*** (0.010)	0.056*** (0.010)	0.152*** (0.010)	0.098*** (0.008)	0.100*** (0.008)	0.096*** (0.008)
人均GDP	0.066 (0.118)	-0.058 (0.121)	0.542*** (0.100)	0.364*** (0.102)	0.282*** (0.092)	0.290*** (0.093)	0.287*** (0.093)
工业企业密度	0.012*** (0.001)	0.014*** (0.001)	0.009*** (0.001)	0.010*** (0.001)	0.005*** (0.001)	0.006*** (0.001)	0.005*** (0.001)
贸易开放	0.975*** (0.065)	1.022*** (0.065)	0.208*** (0.057)	0.229*** (0.057)	0.518*** (0.050)	0.531*** (0.050)	0.531*** (0.050)
引资规模	-0.120*** (0.033)	-0.116*** (0.033)	0.118*** (0.026)	0.089*** (0.026)	0.061** (0.024)	0.057** (0.024)	0.059** (0.024)
工业总产值	-0.030 (0.024)	-0.038 (0.024)	-0.022 (0.020)	-0.048** (0.020)	-0.040** (0.019)	-0.047** (0.018)	-0.044** (0.018)
政府规模	-8.838*** (0.914)	-9.548*** (0.928)	-2.070*** (0.752)	-3.249*** (0.767)	-5.024*** (0.635)	-5.197*** (0.636)	-5.227*** (0.636)
空气污染	-0.019*** (0.003)	-0.019*** (0.003)	-0.006** (0.002)	-0.006** (0.002)	-0.023*** (0.002)	-0.023*** (0.002)	-0.023*** (0.002)
城市房价	0.084*** (0.010)	0.088*** (0.010)	0.053*** (0.010)	0.061*** (0.010)	0.064*** (0.008)	0.063*** (0.008)	0.063*** (0.008)
最低工资	0.001*** (0.000)	0.000* (0.000)	0.001*** (0.000)	0.001*** (0.000)	0.001*** (0.000)	0.001*** (0.000)	0.001*** (0.000)
观测值	127,455	127,455	55,254	55,254	221,988	221,988	221,988
Pseudo R ²	0.184	0.191	0.196	0.209	0.155	0.155	0.155

注：括号内为标准误，* p<0.1, ** p<0.05, *** p<0.01。

(三) 机器人对执行常规/非常规任务移民就业选址的影响

上文的实证分析已确认了机器人对移民就业有显著的积极作用。既然机器人是一种任务偏向型技术进步，而执行不同工作任务的移民具有不同的能力库存，如果机器人全面接替常规任务，而又与非常规任务形成互补，那么，机器人将重塑城市劳动力市场的任务结构。换言之，当一个城市普及应用机器人，就可能会将一些常规任务移民挤出劳动力市场，从而出现“机器驱逐劳动”的情况。真实情况是否如此？

表6的估计结果提供了这个问题的答案。第(1)-(3)列依次放入控制变量，结果发现，“机器人密度×常规任务”交互项的估计系数始终显著为负。以第(3)列为例，交互项估计系数为-0.037，达到1%的显著性水平，说明在其他条件不变时，一个城市的机器人安装密度的

提高会导致常规任务工作者进入该城市的概率小于非常规任务工作者的概率，前者（0.059）约为后者（0.096）的61%。机器人对于执行常规任务的移民就业有更大的负面作用，而对非常规任务的移民有扩大就业效应。这一发现为人们的技术浪潮下如何更新人力资本技能提供了有益启示。

表 6 机器人、工作任务与移民就业选址的估计结果

	(1)	(2)	(3)
机器人密度	0.154*** (0.008)	0.106*** (0.011)	0.096*** (0.012)
机器人密度×常规任务	-0.017* (0.010)	-0.032** (0.013)	-0.037*** (0.014)
常规任务	-0.024 (0.206)	0.111 (0.209)	0.144 (0.214)
人均GDP		0.755*** (0.084)	0.291*** (0.092)
工业企业密集度		0.002* (0.001)	0.005*** (0.001)
贸易开放		0.991*** (0.040)	0.532*** (0.050)
引资规模		-0.014 (0.023)	0.063*** (0.024)
工业总产值		-0.028* (0.017)	-0.033* (0.018)
政府规模		-4.043*** (0.642)	-5.326*** (0.635)
空气污染			-0.023*** (0.002)
城市房价			0.062*** (0.008)
最低工资			0.001*** (0.000)
观测值	221,988	221,988	221,988
<i>Pseudo R</i> ²	0.032	0.133	0.153

注：括号内为标准误，* p<0.1, ** p<0.05, *** p<0.01。

（四）机器人影响的异质性分析

1. 不同性别和教育的影响差异

首先是性别的影响差异。理论上，不同性别的劳动者在技能属性方面有天然的差异，男性的技能多属于肌肉密集型（*Brawn Intensive*），女性的技能多属于大脑密集型（*Brain Intensive*）。因此，男性和女性分别在运动和认知能力上具有相对优势（*Welch, 2000*）。机器人一旦介入生产环节，首先替代的将是那些需要消耗较多体力的常规任务，而对认知技能的替代性相对较弱。魏下海等（2018）等利用制造业的生产线升级对性别不平等影响的研究也发现了这一规律。其次是教育的影响差异。机器人浪潮会不可避免地导致一些岗位的流失，而教育所形成的人力资本技能是抵御冲击的天然屏障，除此之外，拥有更好教育技能的劳动者，越容易适应技术变化，通过工作岗位调整或寻求新的工作机会以对冲技术冲击。因此，可以预期，机器人对于不同任务移民的影响可能会存在性别和教育差异。

表 7 为分性别和教育的异质性分析估计结果，由第（1）-（2）列发现，在男性样本，“机

机器人密度×常规任务”交互项的估计系数为负，且在 5%的统计性水平上显著，而在女性样本中交互项的估计系数不显著，这就意味着，机器人对于从事常规任务的男性劳动者有更大的负面冲击，这似乎体现了机器人影响效应的“男女有别”。第（3）-（4）列是分教育的估计结果。遵循 Krueger（1993）的做法，我们将劳动者接受教育水平划分为高/低技能：接受大专及以上教育的工人为高教育技能者，反之则为低教育技能者。结果发现，机器人对高中及以下的低技能常规任务工作者有负向影响，且在 5%的统计性水平上显著，但对大学及以上高技能者无显著的负向影响。这些发现与理论预期相吻合。

表 7 机器人影响的异质性分析（一）：分性别和教育

	(1)	(2)	(3)	(4)
	男性	女性	高中及以下	大专及以上
机器人密度	0.112*** (0.016)	0.078*** (0.017)	0.107*** (0.015)	0.032 (0.020)
机器人密度×常规任务	-0.047** (0.019)	-0.030 (0.022)	-0.035** (0.018)	-0.041 (0.033)
常规任务	0.198 (0.288)	0.136 (0.322)	0.188 (0.259)	0.020 (0.568)
控制变量	Yes	Yes	Yes	Yes
观测值	127,471	94,517	176,138	45,580
Pseudo R ²	0.151	0.158	0.177	0.152

注：括号内为标准误，* p<0.1，** p<0.05，*** p<0.01。

2.不同年龄和城乡的影响差异

首先是分年龄段的分析。年龄反映了个体的生命周期，也与职业生涯发展阶段密切相关。按照 Super（1980）的职业生涯发展理论，个体的职业发展会历经“成长、探索、固定、维持、衰退”等几个阶段。16-30岁劳动者通常处于职业成长和探索期，有些可能以学徒方式进入职业门槛，对于这些劳动者而言，尚未形成完整的技能体系，职业转换的沉淀成本也较低。31-45岁劳动者通常处于职业高峰，许多工作内容也逐渐固定化和程序化。46-60岁的工作者处于维持期。因此，在不同的职业发展阶段，劳动者所积累的技能特征也会发生变化。对移民而言，机器人的影响可能也会出现年龄上的差异。为此我们进行实证检验。

由表 8 的前三列可以发现，机器人的使用对 31-45 岁的常规任务工作者有负向影响，且在 5%的统计性水平上显著，但对 16-30 岁及 46-60 岁的工作者影响没有通过显著性检验。机器人对常规任务移民的负向影响呈现鲜明的“U 型”关系，这是一个有趣的发现，其原因或许是，与 31-45 岁移民相比，16-30 岁年轻移民具有快速学习和适应新环境的能力，而 46-60 岁劳动者的工作经验丰富，从事的更多是领导、协调沟通等方面的工作，因此机器人的使用对中年群体的影响较为显著。

进一步地，我们分城乡户口来考察机器人影响差异。由表 7 的后两列可知，机器人无论对于来自城市还是农村的常规任务移民都有显著负向影响，表明机器人对异质性群体的就业影响并不存在户籍偏好^①。

①我们采用假设条件较为宽松的似无相关 SUR 模型来检验组间系数差异的显著性。结

表 8 机器人影响的异质性分析 (二): 分年龄和城乡

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	16-30岁	31-45岁	46-60岁	农村	城镇
机器人密度	0.078*** (0.017)	0.118*** (0.018)	0.073** (0.037)	0.105*** (0.015)	0.071*** (0.020)
机器人密度×常规任务	-0.018 (0.022)	-0.056** (0.022)	-0.024 (0.040)	-0.033* (0.017)	-0.052* (0.028)
常规任务	0.147 (0.340)	0.183 (0.382)	-0.115 (0.637)	0.196 (0.249)	-0.249 (0.516)
控制变量	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
观测值	95,102	89,034	37,852	172,333	48,793
Pseudo R ²	0.178	0.158	0.107	0.185	0.127

注: 括号内为标准误, * p<0.1, ** p<0.05, *** p<0.01。

(五) 进一步讨论: 机器人对移民就业的动态影响

前文已从经验上确认了城市机器人密度对于移民就业有显著的吸纳作用,而且对于非常规任务移民的吸纳作用会被放大。这些结果反映了机器人对移民就业的短期静态影响,在此我们想进一步讨论,当机器人技术被大规模、加速地进入工业生产环节,是否会对移民就业产生更大幅度的影响?这也为机器人的动态影响提供一定预期。为了评估这一效应,我们更换核心解释变量,采用机器人安装密度当期减去机器人安装密度滞后一期来表示机器人渗透率,这代表了机器人的安装加速度。

表 9 的估计结果采用了机器人渗透率作为核心解释变量,其余变量与前文实证保持一致。第 (1) 和 (2) 列是条件 Logit 估计结果,第 (3) 和 (4) 列是进一步考虑内生性问题的估计结果。由第 (3) 列可知,在其他条件不变时,一个城市的机器人安装加速度每提升 1%,人们选择在当地就业的概率提高 1.431 倍。由第 (4) 列可知,“机器人渗透率×常规任务”交互项的估计系数为-0.484,达到 1%的显著性水平,说明与非常规任务工作者相比,机器人安装速度的提升会显著降低常规任务工作者在当地的就业概率,前者(1.775)约为后者(1.291)的 1.37 倍。我们由此推断,随着机器人安装加速度的提升,其对劳动力市场的重塑效应会经历一个更加快速的进程,机器人由于能够释放巨大生产力,因此在挤出一部分常规任务移民的同时,也吸纳了大量从事非常规任务的移民涌入。

表 9 机器人对移民就业选址的动态影响

	(1)	(2)	(3)	(4)
	条件Logit		条件Logit+IV	
机器人渗透率	0.225*** (0.044)	0.348*** (0.073)	1.431*** (0.312)	1.775*** (0.328)
机器人渗透率×常规任务		-0.181** (0.087)		-0.484*** (0.141)
常规任务		0.177 (0.227)		0.504* (0.260)
人均GDP	0.344***	0.344***	0.326***	0.328***

果发现,机器人密度与常规任务的交互项在两组之间的系数差异并不显著,对应的卡方统计量为 0.450,经验 P 值为 0.502。

	(0.092)	(0.092)	(0.092)	(0.092)
工业企业密集度	0.004 ^{***} (0.001)	0.004 ^{***} (0.001)	0.006 ^{***} (0.001)	0.006 ^{***} (0.001)
贸易开放	0.493 ^{***} (0.050)	0.492 ^{***} (0.050)	0.626 ^{***} (0.056)	0.627 ^{***} (0.056)
引资规模	0.054 ^{**} (0.024)	0.055 ^{**} (0.024)	-0.037 (0.034)	-0.038 (0.034)
工业总产值	-0.004 (0.018)	-0.004 (0.018)	-0.003 (0.019)	-0.000 (0.019)
政府规模	-5.017 ^{***} (0.628)	-5.011 ^{***} (0.628)	-4.906 ^{***} (0.627)	-4.906 ^{***} (0.628)
空气污染	-0.023 ^{***} (0.002)	-0.023 ^{***} (0.002)	-0.024 ^{***} (0.002)	-0.024 ^{***} (0.002)
城市房价	0.061 ^{***} (0.008)	0.061 ^{***} (0.008)	0.025 ^{**} (0.011)	0.024 ^{**} (0.011)
最低工资	0.001 ^{***} (0.000)	0.001 ^{***} (0.000)	0.001 ^{**} (0.000)	0.001 [*] (0.000)
观测值	221,988	221,988	221,988	221,988
<i>Pseudo R</i> ²	0.150	0.150	0.150	0.151

注：括号内为标准误，* p<0.1，** p<0.05，*** p<0.01。

五、结论和政策启示

近年来，各地政府为推进信息化和工业化深度融合，推动工业转型升级和经济高质量发展，大量引进以机器人为载体的先进生产线进入生产体系。在这过程中，传统的工业生产模式以及工人的工作方式将发生根本性的变化。当一个城市里的企业纷纷采用机器人生产线，必然会深刻影响城市劳动力市场技能需求和分配方式。本文以中国规模庞大的移民群体为研究对象，从工作任务新视角来探索机器人如何重塑城市劳动力市场。我们试图回答，移民与机器人在城市空间如何竞争？机器人挤出还是吸纳更多的移民？从事什么工作任务的移民更受机器人青睐？

文章利用国际机器人联盟（IFR）和中国劳动力动态调查（CLDS）数据，研究发现：第一，机器人浪潮不会导致移民在城市间流离失所，相反，当城市机器人安装密度越大，移民有越大的概率进入该城市就业。这说明了机器人的生产力效应相比于替代效应更占据主导力量，机器人所释放的生产力能够创造更多的工作岗位，外来移民通过“用脚投票”进行就业选址，进入了机器人技术发展更具活力的城市。第二，从工作任务的视角来看，机器人会降低从事常规任务移民在该城市的就业概率，而提高非常规任务移民的就业概率。这恰恰反映了机器人与不同工作任务的劳动者间存在不同的替代弹性，执行常规工作任务的移民正在被排挤，究其原因其工作内容正在被数字化、程序化，而非常规任务移民可以与机器人在城市空间里实现“人机共存”。第三，机器人的影响存在个体特征的异质性，其中，从事常规任务的中年、男性、低教育技能者更容易遭遇机器人的负面冲击，而对于从事非常规任务的、位于职业生涯期两端的、女性、高教育技能者无显著的负向影响。此外，机器人无论对于来

自城市还是农村的常规任务移民都有显著负向影响。第四，就目前趋势来看，机器人在城市推广的速度越快，对移民就业的正面吸纳作用也越大。我们预期机器人技术的加速发展会在后期释放巨大的生产力，在挤出一部分常规任务移民的同时，也吸纳大量从事非常规任务的移民。

本文从一个新的视角在经验上确认了机器人是“移民友好型”技术，丰富和拓展了有关机器人与劳动力市场的研究领域。2019年，“智能+”首次被写入《政府工作报告》。报告指出，“推动传统产业改造提升，围绕推动制造业高质量发展，强化工业基础和技术创新能力，促进先进制造业和现代服务业融合发展，加快建设制造强国”，这预示着国家会努力强化新技术与传统产业的融合，推动产业转型升级。目前，各地政府在推动机器人技术和产业转型升级政策的同时，也适时出台了《新时期产业工人队伍建设改革方案》，构建产业工人技能体系，使产业工人适应新技术、新业态、新模式的发展，实现“技术升级”与“技能升级”的良好协同关系。

结合近几年的国家政策，本文认为政府、企业以及移民劳动者都应各有所为，才能更好地促进这种“技术-技能”的互动关系。第一，对学校而言，高质量的教育能够通过提升学生的专业水平和塑造良好的人格特征，进而降低被自动化替代的可能性（岳昌君等，2019）。学校在发展教育时，应破除僵化的应试教育模式，更加重视学生在沟通协调、演绎推理、判断决策等非常规能力的培养，这样才能促进学校教育对产业发展需求的充分响应（黄玖立等，2014）。第二，对企业而言，目前机器人的主要用途包括焊接、组装、搬运、码垛、包装等（程虹等，2018）。企业应培训员工掌握更多与机器人相关的专业技能，促进从任务执行者到机械操作者的身份转变，使他们能够胜任人机交互技术。第三，对移民劳动者而言，在智能化时代应做到居安思危，在职业生涯的不同阶段，通过参与培训、实践等方式努力提升能够与机器“并肩工作”的能力。特别是从事常规任务的中年男子劳动力，他们更容易遭受机器人的负面冲击，如何通过新技能的学习，做好转岗就业的充分准备显得尤为重要。本文在一定程度上，为如何以移民工作任务的视角来推动新时期产业工人队伍建设，提供了参考性的方向。

本文仍存在一些局限。第一，虽然本次研究所选取的一百多个城市具有代表性（Wang et al, 2017），至少我们可以观察到劳动力均衡效应的下限，证实本次研究的意义所在。但当我们缩短城市备选项进行稳健性检验时，每个移民的城市备选项大大减少，估计效应的精度可能会受到影响，但所幸研究结论尚未改变。第二，由于数据所限，本文研究的工业机器人与智能工业机器人仍有一定的距离，但至少我们在力所能及的范围内丰富了反映机器人技术与劳动力市场两者关系的相关研究，期待后续有更为细致的智能机器人数据来推动学者们关于此方面的探索。第三，目前服务业中机器人利用率可能较低，仅使用工业机器人的数据，难以客观评价机器人对服务业劳动者的影响。希望本文并不完美的研究也有助于引起学者对服务业劳动力市场的关注。

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。
- 陈永伟 许多, 2018:《人工智能的就业影响》,《比较》第2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。
- 黄玖立 冼国明 吴敏 严兵, 2014:《学校教育与比较优势:解构作为渠道的技能》,《经济研究》第4期。
- 孙伟增 张晓楠 郑思齐, 2019:《空气污染与劳动力的空间流动——基于流动人口就业选址行为的研究》,《经济研究》第11期。
- 孙文凯 郭杰 赵忠 汤臻, 2018:《我国就业结构变动与技术升级研究》,《经济理论与经济管理》第6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。
- 闫雪凌 朱博楷 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1期。
- 岳昌君 张沛康 林涵倩, 2019:《就读重点大学对人工智能就业替代压力的缓解作用》,《中国人口科学》第2期。
- 张莉 何晶 马润泓, 2017:《房价如何影响劳动力流动?》,《经济研究》第8期。
- Acemoglu, D. & D. Autor(2011), "Skills, tasks and technologies: Implications for employment and earnings", *Handbook of Labor Economics*, Elsevier.
- Acemoglu, D. & P. Restrepo(2018a), "The race between man and machine: Implications of technology for growth, factor shares, and employment", *American Economic Review* 108(6):1488-1542.
- Acemoglu, D. & P. Restrepo(2018b), "Demographics and automation", *National Bureau of Economic Research*, No.24421.
- 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(2020a), "Robots and jobs: Evidence from US labor markets", *Journal of Political Economy* 128(6):2188-2244.
- Acemoglu, D. & P. Restrepo(2020b), "Unpacking skill bias: Automation and new tasks", *American Economic Association Papers and Proceedings* 110(1):356-361.
- Arntz, M. et al(2016), "The risk of automation for jobs in OECD countries: A comparative analysis", *OECD Social, Employment and Migration Working Papers*, No.189.
- Autor, D. H. et al(2003), "The skill content of recent technological change: An empirical exploration", *The Quarterly Journal of Economics* 118(4):1279-1333.
- Bishop, K. C. & A. D. Murphy(2011), "Estimating the willingness to pay to avoid violent

crime: A dynamic approach”, *American Economic Review* 101(3):625-29.

Black, S. E.(1999), “Do better schools matter? Parental valuation of elementary education”, *The Quarterly Journal of Economics* 114(2):577-599.

Black S. E. & A. Spitzoener(2010), “Explaining women's success: Technological change and the skill content of women's work”, *The Review of Economics and Statistics* 92(1):187-194.

Chan, J. et al(2013), “The politics of global production: Apple, Foxconn and China's new working class”, *New Technology, Work and Employment* 28(2):100-115.

Diamond, R.(2016),“The determinants and welfare implications of US workers' diverging location choices by skill: 1980-2000”, *American Economic Review* 106(3):479-524.

Florida, R.(2004), “Cities and the creative class”, *Routledge*, London.

Frey, C. B. & M. A. Osborne(2017), “The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation?”, *Technological Forecasting and Social Change* 114(1):254-280.

Goldin, Claudia, & F. Katz. Lawrence(2008), “The race between education and technology”, *Cambridge, MA: Harvard University Press*.

Goldsmith-Pinkham, P. et al(2020), “Bartik instruments: What, when, why, and how”, *American Economic Review* 110(8):2586-2624.

Graves, P. E.(1979), “A life-cycle empirical analysis of migration and climate, by Race”, *Journal of Urban Economics* 6(2):135-147.

Graves, P. E. & J. Regulska(1982), “Amenities and migration over the Life-Cycle”, *The Economics of Urban Amenities*. Academic Press.

Greenwood, M. J. & G. L. Hunt(1989), “Jobs versus amenities in the analysis of metropolitan migration”, *Journal of Urban Economics* 25(1):1-16.

Hansen, H. K. & T. Nedomysl(2009), “Migration of the creative class: Evidence from Sweden”, *Journal of Economic Geography* 9(2):191-206.

Knaap, G. J. et al(2001), “Do plans matter? The effects of light rail plans on land values in station areas”, *Journal of Planning Education and Research* 21(1):32-39.

Krueger, A. B.(1993), “How computers have changed the wage structure: Evidence from microdata, 1984-1989”, *The Quarterly Journal of Economics* 108(1):33-60.

Marcolin, L. et al(2019), To be (routine) or not to be (routine), That is the question: A cross-country task-based answer. *Industrial and Corporate Change* 28(3):477-501.

Müller, C. & L. Kutzbach(2019), “World robotics 2019 – Industrial robots”, *IFR Statistical Department*, VDMA Services GmbH, Frankfurt am Main, Germany.

Rappaport, J.(2007), “Moving to nice weather”, *Regional Science and Urban Economics* 37(3): 375-398.

Roback J.(1982), “Wages, rents, and the quality of life”, *Journal of Political Economy*

90(6):1257-1278.

Super, D. E.(1980), “A life-Span, life-Space approach to career development”, *Journal of Vocational Behavior* 16(3):282-298.

Wang, J. et al(2017), “China labor-force dynamics survey: Design and practice”, *Chinese Sociological Dialogue* 2(3-4):83-97.

Welch, F.(2000), “Growth in women's relative wages and in Inequality among men: One phenomenon or two?”, *American Economic Review* 90(2):444-449.

Yamaguchi S.(2016), “Changes in returns to task-specific skills and gender wage gap”, *Journal of Human Resources* 53(1):32-70.