

机器人真的取代农民工了吗？*

所属专业委员会领域：人口劳动与健康经济

齐秀琳 张恬 许为

内容摘要：机器人兴起对就业市场产生了深刻影响，但关于机器人是否取代了农民工目前并没有充分的经验证据。本文基于国际机器人联合会发布的中国工业机器人数据和 2013-2018 年中国流动人口动态监测调查数据，采用“巴蒂珂工具变量”对因果关系的识别策略，考察了机器人应用对农民工就业的影响。研究发现：第一，机器人不仅没有取代农民工，反而促进了农民工就业。地级市层面的机器人渗透率每增加 1 个标准差，农民工就业率将提高 0.35 个标准差。第二，机器人应用促进农民工就业的机制包括释放生产力和对原有不适合农民工的复杂工作进行“分解”。第三，机器人应用对农民工就业的促进作用源于工作岗位增加而非机器人冲击下农民工的跨区域流动，这表现为本地机器人应用对周边地区农民工并不存在“虹吸”效应。本文结论对兼顾推动生产智能化转型和促进农民工就业的政策构建具有参考意义。

关键词：机器人 农民工就业 巴蒂珂工具变量 生产力效应 工作“分解”

Are Robots Really Replacing Migrant Workers?

Abstract: The rise of robots has had a profound impact on the job market, but there is currently insufficient empirical evidence on whether robots have replaced migrant workers. This paper examines the impact of robots on the employment of migrant workers based on the data of industrial robots in China published by the International Federation of Robotics and the China Migrants Dynamic Survey (2013-2018). The study finds that: first, robots do not replace migrant workers, but rather promote their employment. For every one standard deviation increase in robot penetration at the prefectural level, the employment rate of migrant workers will increase by 0.35 standard deviations. Second, the mechanisms by which robots promote migrant employment include releasing productivity and "dismantling" complex jobs that were previously unsuitable for migrant workers. Third, the promotion effect of robot application on migrant workers' employment is because of the increase of jobs rather than the cross-regional mobility of migrant workers due to robot impact, which shows that there is no "siphoning" effect of local robot application on migrant workers in the surrounding areas. The findings of this paper have implications for the construction of policies to promote the intelligent transformation of production and the employment of migrant workers simultaneously.

Key Words: Robots; Employment of Migrant Worker; Bartik Instrumental Variable; Productivity Effects; Job "Decomposition"

*齐秀琳、张恬，郑州大学商学院，邮政编码：450000，电子信箱：qixiulin@zzu.edu.cn, anaru0521@163.com；许为（通讯作者），福建农林大学公共管理与法学院，邮政编码：350002，电子信箱：agecon@zju.edu.cn；本研究得到教育部人文社会科学青年项目（19YJC790101）和河南省哲学社会科学规划年度项目（2022BJJ095）的资助。

一、引言

根据国际机器人联合会（International Federation of Robotics, IFR）的定义，工业机器人是可自动控制、重复编程、完成多目标任务的机械，是面向工业领域的多关节机械手或多自由度机器人，能够在一些单调、繁复和长时间的工作中替代人类^①。农民工则多具有低技能和低学历特征，所从事的往往是内容比较简单的重复劳动（章元和陆铭，2009；张车伟等，2022）。因此从应用场景来看，机器人对农民工应具有很强的替代性。然而，在近年来机器人兴起的大背景下，中国低端劳动力市场却长期处在供小于求的失衡状态，大量企业处于“招工难”和“用工荒”的窘境^②。另据 IFR 统计，中国机器人存量在 2012 年后开始迅速提高，十年间从最初的 9.69 万台增加到 2021 年的 119.4 万台，而同一时期农民工就业数量增加了近 3000 万人。机器人真的取代农民工了吗？这是本文关注的核心问题。

机器人与农民工关系这一议题背后，是围绕“机器换人”这一经典命题的长期争论（Frey & Osborne, 2017）。虽然无论是从技术复杂度还是技术逻辑来看，机器人都与传统机器显著不同，但有关其与就业间关系的讨论迄今并未脱出最传统的脉络，即机器究竟是挤出还是促进了就业（Autor et al., 2003）。早期的理论家往往更认同“机器换人”的逻辑，典型的如马克思对于资本有机构成提高的经典阐述（马克思，2004），以及凯恩斯关于“技术性失业”的著名判断（Keynes, 1930）。后来的讨论则被引入更偏结构性的角度（Frey, 2019）。学者们逐渐认识到机器诚然会取代一部分劳动者，但其应用同时亦会催生出可吸纳劳动者的新行业和新岗位（Autor et al., 2006；Acemoglu & Restrepo, 2018）。聚焦于本文所关注的农民工就业问题，机器人应用同样具有替代和促进两种效应。但哪种效应更大，目前并没有充分的经验证据。

实证上的主要困难在于，难以将目前用以测度机器人应用水平与农民工就业水平的两组数据直接进行匹配。就机器人应用水平而言，目前文献中所用的最权威数据来自 IFR 发布的年度世界机器人报告。但这一数据是“国家-行业-年度”层面上的，因此要直接利用它来考察机器人对农民工就业的影响，至少需要行业层面的农民工就业率或就业人数。但是，一方面，农民工的高度流动性特征使其在没有工作时无从判断其属于哪个行业，因此行业层面的就业率根本而言是无法获得的；另一方面，目前在对农民工分行业就业人数的统计中行业划分标准又过于粗糙，且与 IFR 划分行业的标准差异很大，因此用其来识别机器人应用的影响不具有可行性。为克服上述困难，我们放弃在行业层面进行实证思路，转而将机器人应用和农民工就业的数据分别分解和加总到地级市层面，并以此作为实证检验的基础。基本做法是：首先，参考 Acemoglu & Restrepo（2020），利用构建“巴蒂珂工具变量”的策略将 IFR 发布的历年中国机器人数据分解到地级市层面；其次，参考齐秀琳和江求川（2023），基于国家卫生健康委员会发布的中国流动人口动态监测调查数据（China Migrants Dynamic Survey, CMDS），

^①从概念上来说，工业机器人只是机器人的一种类型。但目前工业机器人应用最为广泛，且在数据上难以区分不同类型的机器人，因此现有文献多以工业机器人直接代表机器人（王永钦和董雯，2020；孔高文等，2020）。本文也遵循这一做法。

^②参见《“招工难”“用工荒”背后》：<https://baijiahao.baidu.com/s?id=1696252890060703924&wfr=spider&for=pc>。

计算出剔除个体特征影响的地级市层面农民工就业率；最后，合并包括上述两组数据在内的地级市层面数据，识别机器人应用与农民工就业率之间的因果关系，并探讨影响机制。

与本文相关的文献主要有两支：第一支文献涉及机器人应用对劳动力市场的影响。有研究发现机器人应用会对劳动力就业产生负向影响（Acemoglu & Restrepo, 2020）。据 Frey & Osborne（2017）估算，当前约 47% 的职业受到了机器人应用的冲击。另有一些研究则表明机器人应用对劳动力就业具有促进作用或没有影响（Amz et al., 2016; Dauth et al., 2018）。目前基于中国劳动力市场的研究基本支持了机器人应用导致“技术性失业”的逻辑（孔高文等, 2020; 王永钦和董雯, 2020; 宋旭光和左马华青, 2022; 葛鹏和赵忠, 2023）。然而，鉴于农民工在身份和技能等方面与其他劳动力判然有别的差异，以整个劳动力市场为对象的研究结论是否可外推至农民工群体尚存疑问。第二支文献涉及数字化和信息化对农民工就业的可能影响（田鹤和张勋, 2022; 曾湘泉和郭晴, 2022; 齐秀琳和江求川, 2023; 张广胜和王若男, 2023）。虽然这支文献的结论基本一致，认为这些新兴技术在整体上促进了农民工就业，但由于机器人与这些技术之间在技术逻辑与应用场景上存在显著差异（Brynjolfsson & Mitchell, 2017），对于前者是否取代了农民工依然没有明确答案。与本文最相关的文献是康茜和林光华（2021），他们不仅系统考察了机器人应用对农民工就业的影响，而且从产业转移的角度剖析了内在机制。但该文献中被解释变量被设定为省内农民工就业总量，这使得影响农民工就业的个体特征无法得到有效控制。另外，省级面板数据的应用也限制了他们对潜在影响机制做进一步探索的空间。

本文利用 IFR 发布的中国工业机器人数据和 CMDS（2013-2018）数据库，采用“巴蒂珂工具变量”对因果关系的识别策略，考察了机器人应用对农民工就业的影响。研究发现：首先，机器人不仅没有取代农民工，反而促进了农民工就业。这一结论在进行一系列稳健性检验后依然成立。其次，机器人应用促进农民工就业的机制包括释放生产力和对原有不适合农民工的复杂工作进行“分解”。最后，机器人应用对农民工就业的促进作用源于工作岗位增加而非机器人冲击下农民工的跨区域流动，这表现为本地机器人应用对周边地区农民工不存在“虹吸”效应。本文可能的边际贡献如下：首先，基于更利于识别因果关系的数据和方法系统考察了机器人应用与农民工就业间的关系，对以往文献形成补充；其次，深入探索了机器人应用促进农民工就业的内在机制。特别是本文针对机器人“分解”复杂工作机制的探讨，提供了一个理解机器人应用造成就业极化现象的新视角。

本文剩余部分安排如下：第二部分为特征事实和理论分析；第三部分为研究设计；第四部分为实证分析；第五部分为进一步分析；第六部分总结全文。

二、特征事实和理论分析

（一）特征事实

近十年来，机器人应用在全球范围内增长强劲。据 IFR 发布的《2022 年全球机器人报告》，截至 2021 年，全球机器人安装量高达 347.7 万台。作为处于转型升级时期的制造业大国，中国机器人市场的发展更是蓬勃，机器人存量和安装量都在不断攀升（见图 1）。目前中国机器人市场规模稳居世界第一，且发展势头迅猛，仅 2021 年安装量就达 26.8 万台，超过了全球机器人安装总量的一半。中国

政府也高度重视机器人行业发展，从 2016 年起先后出台了《机器人产业发展规划（2016-2020 年）》、《关于促进机器人产业健康发展的通知》、《“十四五”机器人产业发展规划》等重要指导性文件。2023 年 1 月 19 日，工业和信息化部等十七部门联合印发《“机器人+”应用行动实施方案》，提出到 2025 年，中国制造业机器人密度较 2020 年要实现翻番。

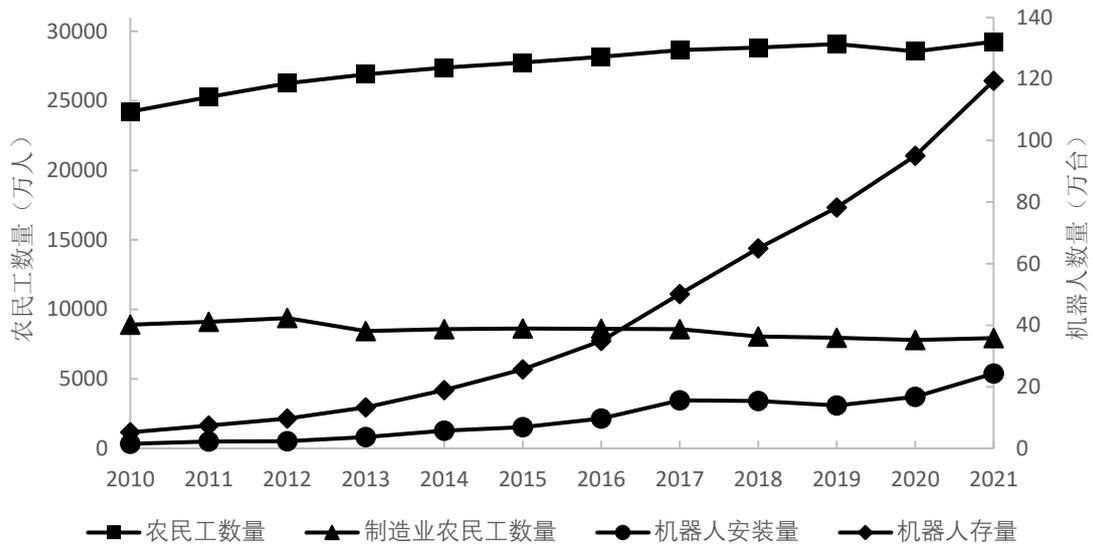


图 1 中国机器人与农民工数量（2010-2019）

数据来源：机器人存量和安装量数据来自国际机器人联合会（IFR）；农民工数据来自对国家统计局（<http://www.stats.gov.cn/zjc/zfx/fxbg/>）发布的历年《农民工监测调查报告》的整理。

相较于传统机器，机器人具有易操作、智能化和安全性高等特点，被广泛用于搬运/上下料、焊接、喷涂、装配和监测等领域。机器人典型的应用场景，如集合通讯技术、自动控制、光学原理及微电子技术于一体的工业机器人被用于精细部件安装。据 IFR 统计，目前机器人在资本密集型行业（如汽车制造业、设备制造业等）应用最多。图2展示了2019中国机器人存量和安装量的行业分布情况，可见目前中国机器人应用最多的行业为交通运输设备和电子设备制造。而这两个行业的基本生产方式为流水线作业，因此也正是传统上吸收农民工较多的行业。但与“机器换人”的预期不符，在机器人兴起的大背景下，农民工数量也在不断攀升。即使在机器人应用最为广泛的制造业中，农民工就业数量似乎也并未受到太大影响（见图1）。2021年制造业农民工就业数量甚至比2020年增加了130.14万人。那么，机器人真的取代了农民工了吗？上述特征事实并不支持这一判断。

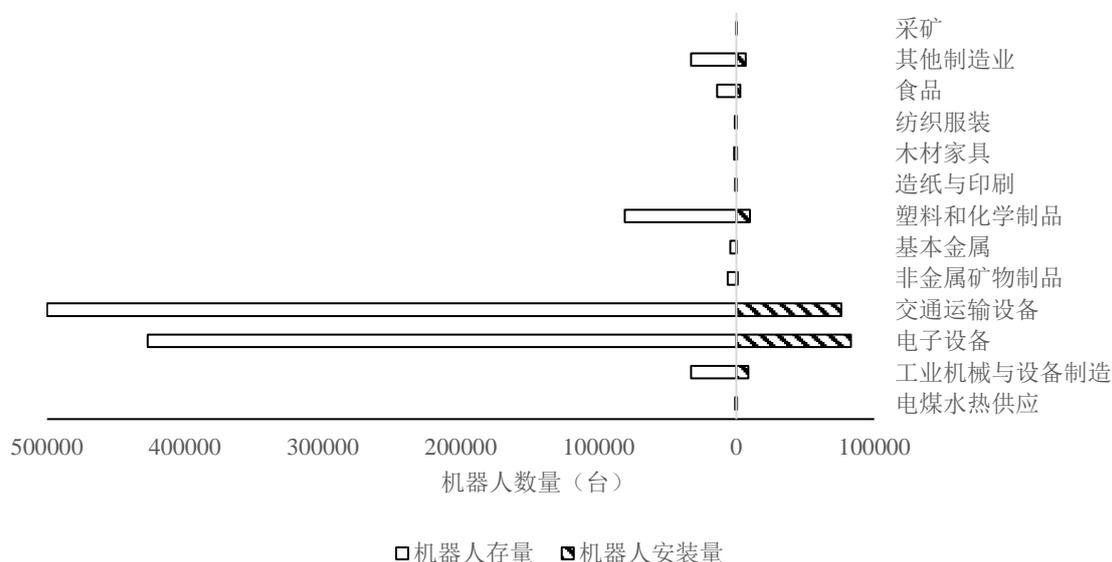


图2 2019年中国机器人行业分布

数据来源：国际机器人联合会（IFR）

（二）理论分析

关于机器与劳动者之间的关系，早期的理论家更认同“机器换人”的逻辑。如凯恩斯在20世纪初就断言随着技术不断进步，人类社会将在未来出现大范围失业（Keynes, 1930）。随后的历史进程基本否定了凯恩斯的判断，并引导人们寻求对机器和劳动者关系更深入和全面的理解。一个综合性的框架来自 Autor et al. (2003)。在他们所提出的“基于任务的模型”（task-based model）中，劳动者与机器对不同任务而言各具优势，二者也并非简单的替代关系。遵循这一框架，本文对机器人与农民工关系的分析也将从替代效应和促进效应两个方向展开。

1. 替代效应。在经济系统中工作数量和性质不变的前提下，机器人与农民工之间仅存在直接的替

代关系。从应用场景来看，作为一种可自动控制、可重复编程、可完成多目标任务的机械，机器人对主要从事简单、重复劳动的农民工似乎具有很强的替代效应。但机器人应用场景与农民工工作场景的高度一致仅是替代效应发挥作用的必要条件。农民工最终是否会被机器人取代，在根本上决定于两者相对于彼此在成本上的高低。一方面，由于自身人力资本相对匮乏，以及在劳动力市场上又存在因户籍等制度障碍造成的歧视，农民工就业的机会成本较低（张车伟等，2022）；另一方面，机器人在组装、运行和维护等方面都需要支出大量成本。因此机器人相对于农民工未必具有成本上的优势。众多关于生产智能化背景下就业极化问题的实证文献证明，目前被机器人取代的更多是中等技能而非（如农民工等）低技能群体（Autor et al., 2006; Acemoglu & Autor, 2011）。因此仅从替代效应发挥作用的条件来看，机器人也并不一定能够取代农民工。

2. 促进效应。若进一步让分析契合现实，把工作本身数量和性质的变化考虑在内，机器人对农民工就业还具有促进效应。一方面，机器人所释放的生产力会催生出新的工作岗位，从而促使包括农民工在内的劳动者实现就业；另一方面，机器人通过对复杂工作的“分解”，令农民工相对于市场上的其他劳动者更具比较优势。

（1）生产力效应机制。先从局部均衡看，机器人更高的生产率会降低产品成本，从而提高市场需求。这将推动该产品的市场需求曲线右移，促使厂商增大生产规模，并最终为包括农民工在内的劳动者提供更多的工作岗位。再从一般均衡看，首先，机器人应用令产品价格下降，这会进一步导致关联行业生产成本降低，从而推动后者供给曲线的右移和生产规模的扩大，这可为农民工提供更多的工作岗位（孔高文等，2020）。其次，机器人应用压低了生产成本，更低的产品价格将导致消费者实际收入的增加。在收入效应的作用下，消费者整体消费水平提高，这将拉动经济并最终为农民工提供更多的工作岗位。

（2）工作“分解”机制。有研究表明，机器人在取代一部分工作岗位的同时，也会创造出一些与其密切相关的新工作岗位，从而提高整体上的就业水平（Acemoglu & Restrepo, 2018）。然而这种“创造性破坏”机制能否促进农民工就业十分值得怀疑，原因在于现有文献中所提及与机器人相关的新岗位（如机器人工程师和机器人维修师等），和以低技能和低教育水平为基本特征的农民工并不兼容。实际上，被现有文献普遍忽视的是，机器人应用能够以另一种将复杂工作“分解”的机制促进农民工就业。

曾长期身处工厂生产一线的马克思主义经济学家 Braverman 在其对劳动过程的经典分析中指出：劳动过程的一般发展趋势为，直接生产过程的知识最大程度的由管理本身完成，复杂的劳动技能和操作技术转由生产工具完成，而工人将逐渐成为并不也无需具备复杂技术和技巧的非熟练劳动者（Braverman, 1998）。Braverman 的这一论断准确刻画了在他所处年代工厂流水线作业中工人重复进行简单劳动的状态，而机器人作为更具智能化的机器，同样具有“分解”复杂劳动的功能。且随着智能化水平的提升，机器人能够在更多场景中将复杂劳动转化为仅需按键等基本操作的简单劳动。虽然工作“分解”机制在现有理论分析中被普遍忽视了，但有关机器人造成劳动力市场就业极化的实证文献其实都暗示了这一机制的存在（Autor et al., 2006；孙早和侯玉琳，2019；王永钦和董雯，2020）。逻

辑上,若机器人应用没有令工作复杂度在社会平均意义上有所下降,就很难理解就业极化的产生。这种工作“分解”机制将为技能水平偏低的农民工群体提供更多就业机会。

综上所述,一方面,机器人在处理单调、繁复和长时间工作中所具优势令其拥有替代农民工的潜力;另一方面,机器人应用又可为农民工提供更多的就业机会。理论上,机器人应用场景与农民工工作场景的高度一致仅是替代效应发挥作用的必要条件,现实中机器人未必能够取代就业机会成本偏低的农民工。再考虑到机器人应用所释放的生产力及其对复杂工作的“分解”机制,机器人对农民工就业的促进作用应该更大。基于此,本文提出待检验的研究假说:

假说 H1: 机器人应用促进了农民工就业。

三、研究设计

(一) 数据来源

本文所用机器人数据来自国际机器人联合会(IFR)。该组织通过邀请全球机器人制造商提供机器人销售情况等信息,形成“年度-国家-行业”层面的世界工业机器人统计数据。这是目前世界范围内最权威的机器人统计数据,被广泛用于机器人相关研究。本文所用农民工数据来自国家卫生健康委员会发布的CMDS(2013-2018)。该调查采用PPS抽样方法,调查对象为在流入地居住一个月以上,非本区(县、市)户口的15~59周岁的流动人口。由于本文考察对象为农民工,故只保留了拥有农业户口、因务工或经商迁移且年龄在16岁以上的样本^①。CMDS年度调查覆盖了几乎所有地级市,具有长时段、跨年度的特征,且在历年调查中抽样目标和抽样方式都保持了较高的一致性,因此是最适合本文研究的数据库之一。本文用到的其他数据主要来自《中国城市统计年鉴》、第二次全国经济普查数据的工业企业模块、各省市统计年鉴和各城市国民经济和社会发展统计公报。由于中国工业机器人存量在2012年后开始迅速提高(见图2),本文选择的样本期为2013-2018年。在处理了有明显异常值和缺失值的样本后,总观测值1173个。

(二) 变量定义与描述性统计

1.被解释变量。本文模型的被解释变量为剔除个体差异后的地级市层面农民工就业率。由于不同年份CMDS调查中农民工就业总量并不具有可比性,而直接以就业人数占比计算的农民工就业率无法排除个体特征的影响,因此用剔除个体差异后的农民工就业率衡量农民工就业水平更具统计代表性(齐秀琳和江求川,2023)。为计算该指标,我们参考以往文献(Card,2001;张丹丹等,2018)构建估计方程如下:

$$Y_{ijt} = \sum_j emp_{jt} city_{jt} + \beta X_{ijt} + \mu_{ijt} \quad (1)$$

其中,下标*i*代表农民工个体,下标*j*代表城市,下标*t*代表年份。 Y_{ijt} 代表在*j*城市中的个体*i*

^①虽然CMDS数据被广泛用于农民工研究中,但根据该数据界定出的农民工群体与国家统计局的界定并不完全相同。按照国家统计局定义,农民工指户籍仍在农村,年内在本地从事非农产业或外出从业6个月及以上的劳动者。

在 t 年是否就业，若就业则变量赋值为 1，否则赋值为 0； X_{ijt} 为个体层面控制变量，包括农民工的性别、年龄、受教育程度、婚姻状况、迁移类型和在务工地居住时长等； $city_{jt}$ 为城市虚拟变量。在进行无截距回归后，系数 emp_{jt} 即为剔除了个体差异后地级市层面的农民工就业率。

2.核心解释变量。本文模型的核心解释变量为地级市层面的机器人渗透率。由于 IFR 提供的数据只有各行业总的机器人数量，我们需要将其分解到地级市层面。分解的方法参考 Acemoglu 和 Restrepo (2020)，他们以构建“巴蒂珂工具变量”的思路，即通过份额移动法构建了美国区域层面的机器人渗透率指标。该方法已经被广泛应用于各类文献，用以估算行业、地区或企业层面的机器人渗透率（王永钦和董雯，2020；甄浩和贾男，2022）。具体分解步骤如下：

第一步，计算行业层面的机器人渗透率，记为 PR_{mt} ：

$$PR_{mt} = \frac{MR_{mt}}{L_{m,t=2008}} \quad (2)$$

其中，下标 m 代表行业，下标 t 代表年份。 MR_{mt} 为行业 m 在 t 年的机器人存量。 $L_{m,t=2008}$ 为 m 行业在 2008 年的就业人数，根据第二次全国经济普查数据的工业企业模块中提供的各企业行业代码和劳动力数量计算得到（魏下海等，2020；陈佳莹等，2022）。

第二步，计算地级市层面的机器人渗透率，记为 $Robot_{jt}$ ：

$$Robot_{jt} = \sum_{m=1}^M \frac{L_{mj,t=2008}}{L_{j,t=2008}} \cdot PR_{mt} \quad (3)$$

其中，下标 m 代表行业，下标 t 代表年份，下标 j 代表城市。 M 表示各行业的集合。 $L_{mj,t=2008}$ 为 j 城市 m 行业在 2008 年的就业人数， $L_{j,t=2008}$ 为 j 城市在 2008 年全行业就业人数。 $Robot_{jt}$ 即为 j 城市在 t 年的机器人渗透率。

3.控制变量。首先，本文控制了公共预算支出、固定资产投资和外商直接投资，以控制城市的基本经济特征（齐秀琳和江求川，2023）。其次，不同经济部门对农民工需求程度不同，因此我们进一步控制了城市产业结构（朱明宝和杨云彦，2017）。再次，考虑到人力资本与生产智能化之间可能具有的相关性，以及城市化水平与农民工就业间的深刻关系，我们控制了人力资本水平和城市化率（张晓山，2019）。

变量定义与描述性统计如表 1 所示。

表1 变量定义与描述性统计

变量类型	变量名称	变量定义	均值	标准差
被解释变量	农民工就业率	剔除个体差异后城市层面的农民工就业率，计算方式见上文	0.847	0.026
核心解释变量	机器人渗透率	城市层面的机器人渗透率，计算方式见上文	3.237	1.725
控制变量	公共预算支出	公共预算支出与地区生产总值之比	0.072	0.028
	固定资产投资	固定资产投资对数值（原单位：万元）	16.484	0.991
	外商直接投资	外商直接投资对数值（原单位：万元）	10.441	1.798
	产业结构	第三产业增加值占地区生产总值的比重（%）	38.492	7.082
	人力资本	普通高等学校在校生数量与地区年末人口总数之比	0.019	0.023
	城市化率	城镇常住人口与地区常住人口之比	0.545	0.011

图3绘制了地级市层面机器人渗透率与农民工就业率的散点图与拟合线，可见两者呈现明显的正相关关系。这初步支持了假说H1，即机器人应用促进农民工就业。

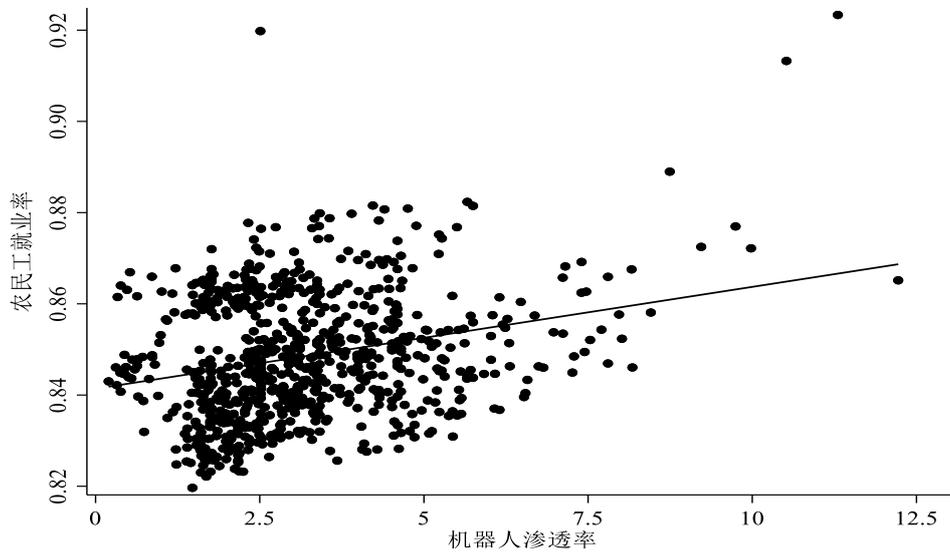


图3 机器人渗透率与农民工就业率

(三) 计量模型设定

为估计机器人应用对农民工就业的影响，本文构建以下双向固定效应模型：

$$emp_{jt} = \gamma_0 + \gamma_1 Robot_{jt} + \gamma_2 Z_{jt} + \lambda_j + \eta_t + \varepsilon_{jt} \quad (4)$$

其中，下标 j 代表城市，下标 t 代表年份。 emp_{jt} 为剔除个体差异后的地级市层面农民工就业率， $Robot_{jt}$ 为地级市层面机器人渗透率。 Z_{jt} 为控制变量， λ_j 为城市固定效应， η_t 为年份固定效应， ε_{jt} 为误差项。为克服模型可能存在的异方差问题，本文在回归中使用了城市层面的聚类标准误。 γ_1 是本文关注的重点，代表机器人应用对农民工就业率的影响。根据假说 H1，我们预期该系数显著为正。

四、实证分析

（一）基准回归

表 2 列（1）-（3）报告了机器人应用对农民工就业率影响的基准回归结果。列（1）未控制固定效应，列（2）加入了城市和年份固定效应，列（3）通过加入省份和年份固定效应的交互项，进一步控制了不同省份的时间效应。从结果来看，机器人应用显著提高了农民工就业率，假说 H1 得到验证。更具体地，以列（2）报告的双向固定效应模型估计结果为例，地级市层面的机器人渗透率每增加 1 个标准差，农民工就业率将提高 0.35 个标准差。因为农民工普遍具有低技能特征，所以基准回归结果与发现机器人应用造成就业极化现象的文献结论一致（王永钦和董雯，2020；Acemoglu & Autor，2011）。另外，基准回归结果也印证了魏下海等（2020）的结论，他们的实证结果表明机器人应用促进了流动人口就业。

（二）内生性处理

本文可能的内生性问题主要来自遗漏变量和测量误差。在基准回归中，我们利用双向固定效应模型已在一定程度上克服了内生性问题，这里通过工具变量法进一步保证结论的稳健。在现有探讨机器人影响的文献中，使用最为广泛的工具变量是基于其他国家机器人存量构建而成的（Acemoglu & Restrepo，2020）。而在聚焦中国机器人应用的研究中，众多文献选择了美国行业层面的机器人数据作为构建工具变量的基础（王永钦和董雯，2020；宋旭光和左马华青，2022）。我们同样采取这一做法。该工具变量的合理性在于：美国劳动力市场相对完全，因此一方面，美国行业层面的机器人应用对中国劳动力市场的影响反映了同类行业的技术特征，这满足了工具变量的相关性要求；另一方面，美国行业层面的机器人应用水平与影响中国机器人应用的其他因素无关，这满足了工具变量的排他性要求。参考王永钦和董雯（2020），我们以 1990 年作为基期，该工具变量的构建方式如下：

$$IV_{jt} = \sum_{m=1}^M \frac{L_{mj,t=2008}}{L_{j,t=2008}} \cdot \frac{MR_{mt}^{US}}{L_{m,t=1990}^{US}} \quad (5)$$

其中， MR_{mt}^{US} 为美国 m 行业在 t 年的机器人存量， $L_{m,t=1990}^{US}$ 为美国 m 行业在 1990 年的就业人数。

基于该工具变量的第一阶段回归的 F 值为 246，说明不存在弱工具变量问题。表 2 列（4）报告了第二阶段回归结果，表明在进一步处理了内生性后，机器人应用依然显著提高了农民工就业率。这再次验证了假说 H1。

表 2 基准回归和工具变量回归结果

变量或指标名称	被解释变量：农民工就业率			
	(1) OLS	(2) OLS	(3) OLS	(4) 2SLS
机器人渗透率	0.0031*** (0.0007)	0.0052** (0.0023)	0.0045** (0.0020)	0.0058*** (0.0019)
公共预算支出	0.0006* (0.0003)	0.0003 (0.0004)	0.0006** (0.0003)	0.0003 (0.0003)
固定资产投资	-0.0012 (0.0012)	-0.0042 (0.0031)	-0.0037* (0.0022)	-0.0042 (0.0026)
外商直接投资	0.0013** (0.0006)	0.0026** (0.0012)	0.0028*** (0.0008)	0.0026** (0.0011)
产业结构	-0.0001 (0.0001)	-0.0001 (0.0002)	-0.0001 (0.0001)	-0.0001 (0.0001)
人力资本	-0.0001 (0.0004)	0.0028 (0.0026)	0.0015 (0.0019)	0.0029 (0.0021)
城市化率	-0.0003 (0.0007)	-0.0004 (0.0009)	-0.0004 (0.0010)	-0.0005 (0.0007)
城市固定效应	未控制	已控制	已控制	已控制
年份固定效应	未控制	已控制	已控制	已控制
省份固定效应×年份固定效应	未控制	未控制	已控制	未控制
常数项	0.8602*** (0.0416)	0.8943*** (0.0762)	0.8983*** (0.0619)	0.9086*** (0.0581)
观测值	1173	1173	1173	1173
R ²	0.049	0.282	0.708	0.282

注：①***、**和*分别表示1%、5%和10%的显著性水平。②括号内为城市层面聚类标准误。

（三）稳健性检验

1. 更换自变量。在基准回归中，我们基于机器人存量构建了机器人渗透率指标。这里利用机器人安装量构建新的自变量，并以农民工就业率为因变量重新进行回归。表 3 列（1）报告的结果再次表明机器人应用显著促进了农民工就业，本文结论是稳健的。

2. 删除一线和新一线城市样本。由于一线和新一线城市无论在智能化生产还是在吸引农民工就业方面都可能存在特殊性，我们删去了这些样本并重新进行回归。表 3 列（2）报告的结果表明，机器人应用对农民工就业率的影响依然显著为正。

3. 控制时间趋势。机器人应用水平可能存在一些未被（4）式捕捉到的时间趋势。因此我们在控制了年份固定效应的基础上，进一步控制了省份固定效应与时间趋势项的交互项。表 3 列（3）报告的结果表明，对时间趋势的控制并没有改变我们的核心结论，机器人应用显著促进了农民工就业。

4.排除政策影响。在本文研究样本期内（2013-2018年），有两个政策可能会影响农民工就业率。其一是最低工资制度。根据2004年出台的《最低工资规定》，各地对最低工资的调整频率为每两年不得少于一次。其二是户籍制度改革，2014年国务院发布的《关于进一步推进户籍制度改革的意见》提出要统一城乡户口登记制度，同年发布的《国家新型城镇化规划（2014—2020年）》要求统筹推进户籍制度改革和城市基本公共服务均等化，以不断缩小农民工和城市户籍人口在就业、医疗、教育等基本公共服务上的差距。为排除这两个政策影响，本文将中国人民大学国家发展与战略研究院2019年3月发布的《中国劳动力市场化指数编制》的部分指标纳入回归。表3列（4）报告的结果再次表明机器人应用对农民工就业的影响显著为正，本文结论是稳健的。

表3 稳健性检验结果

变量或指标名称	被解释变量：农民工就业率			
	(1) 更换自变量	(2) 删除一线和新一线 城市样本	(3) 控制时间趋势	(4) 排除政策影响
机器人渗透率		0.0077** (0.0031)	0.0031*** (0.0009)	0.0099*** (0.0036)
基于安装量的机器人渗透率	0.0029*** (0.0004)			
最低工资				0.0298 (0.0270)
户籍开放度				-0.0003 (0.0067)
公共预算支出	0.0006** (0.0003)	0.0003 (0.0004)	0.0006** (0.0002)	0.0005 (0.0004)
固定资产投资	-0.0056** (0.0028)	-0.0071 (0.0052)	-0.0013 (0.0009)	-0.0038 (0.0039)
外商直接投资	0.0018* (0.0010)	0.0029* (0.0015)	0.0015*** (0.0005)	0.0028* (0.0015)
产业结构	-0.0001 (0.0001)	-0.0002 (0.0002)	-0.0001 (0.0001)	-0.0001 (0.0002)
人力资本	0.0046** (0.0022)	0.0029 (0.0046)	-0.0000 (0.0004)	0.0023 (0.0037)
城市化率	-0.0010 (0.0007)	-0.0013 (0.0009)	-0.0006 (0.0005)	-0.0007 (0.0011)
城市固定效应	已控制	已控制	已控制	已控制
年份固定效应	已控制	已控制	已控制	已控制
省份固定效应×时间趋势项	未控制	未控制	已控制	未控制
常数项	-0.3085 (0.1903)	0.9845*** (0.0940)	-1.5885 (1.8093)	0.8623*** (0.0991)
观测值	1173	842	1173	734
R ²	0.472	0.309	0.486	0.331

注：①***、**和*分别表示1%、5%和10%的显著性水平。②括号内为城市层面聚类标准误。

（四）异质性分析

为考察机器人应用对不同农民工群体就业影响的异质性，我们根据国家统计局的定义，将 1980 年之后出生的农民工归为新生代农民工，其他农民工归为非新生代农民工。在此基础上，利用（1）式估计了两个类型农民工的就业率，并分别对机器人渗透率进行回归。

表 4 报告的结果表明：首先，无论是对新生代还是非新生代农民工，机器人应用都可显著提高其就业率。这再次验证了假说 H1。其次，相较于新生代农民工，机器人应用对非新生代农民工就业的促进作用更大。考虑到非新生代农民工的技能水平往往更低^①，这一结果意味着机器人应用更有利于农民工中的低技能者提高就业水平，从而再次印证了机器人应用导致就业极化的判断（Acemoglu & Autor, 2011；王永钦和董雯，2020）。

表 4 异质性分析

变量或指标名称	被解释变量：农民工就业率			
	新生代农民工		非新生代农民工	
	(1) OLS	(2) 2SLS	(3) OLS	(4) 2SLS
机器人渗透率	0.0051** (0.0022)	0.0055*** (0.0019)	0.0077*** (0.0012)	0.0075*** (0.0010)
公共预算支出	0.0002 (0.0003)	0.0002 (0.0003)	0.0004** (0.0002)	0.0004** (0.0002)
固定资产投资	-0.0035 (0.0025)	-0.0035 (0.0024)	-0.0019 (0.0019)	-0.0019 (0.0017)
外商直接投资	0.0012 (0.0010)	0.0012 (0.0010)	0.0001 (0.0008)	0.0001 (0.0007)
产业结构	-0.0002* (0.0001)	-0.0002** (0.0001)	-0.0001 (0.0001)	-0.0001 (0.0001)
人力资本	0.0002 (0.0019)	0.0003 (0.0016)	-0.0014 (0.0015)	-0.0014 (0.0013)
城市化率	-0.0004 (0.0008)	-0.0004 (0.0007)	0.0001 (0.0005)	0.0001 (0.0004)
城市固定效应	已控制	已控制	已控制	已控制
年份固定效应	已控制	已控制	已控制	已控制
常数项	0.7190*** (0.0675)	0.7184*** (0.0547)	0.7666*** (0.0435)	0.7662*** (0.0367)
观测值	1173	1173	1173	1173
R ²	0.324	0.324	0.522	0.522

注：①***、**和*分别表示1%、5%和10%的显著性水平。②括号内为城市层面聚类标准误。

五、进一步分析

^①以大专毕业作为划分高技能劳动力和低技能劳动力的标准，根据 CMDS 数据计算，非新生代农民工属于高技能劳动力的比例为 1.78%，新生代农民工为 5.07%。

（一）机制分析

1. 生产力效应机制。本文以中介效应模型验证机器人应用促进农民工就业的生产力效应机制，所选择中介变量是人均地区生产总值对数和人均消费额对数。表5列（1）报告的结果与表2列（2）报告的基准回归结果相同。表5列（2）报告的结果表明，机器人应用显著提高了人均地区生产总值；列（3）报告的结果表明，在同时控制了人均地区生产总值对数后，机器人应用对农民工就业率的影响依然显著为正，但系数变小。这意味着人均地区生产总值在机器人应用对农民工就业率的影响中起着部分中介的作用，这验证了生产力效应机制。表5列（1）、（4）和（5）报告的结果表明，人均消费额对数在机器人应用对农民工就业率的影响中同样起着部分中介的作用，再次验证了生产力效应机制。

表5 机器人应用促进农民工就业的机制：生产力效应

变量或指标名称	(1) 农民工就业率	(2) 人均地区生产总值对数	(3) 农民工就业率	(4) 人均消费对数	(5) 农民工就业率
机器人渗透率	0.0052** (0.0023)	0.0090** (0.0045)	0.0028* (0.0017)	0.0597** (0.0246)	0.0041* (0.0024)
人均地区生产总值对数			0.2657*** (0.0425)		
人均消费对数					0.0182* (0.0103)
公共预算支出	0.0003 (0.0004)	-0.0001 (0.0003)	0.0003 (0.0003)	-0.0012 (0.0016)	0.0003 (0.0004)
固定资产投资	-0.0042 (0.0031)	0.0018 (0.0034)	-0.0046 (0.0031)	0.0639** (0.0249)	-0.0053* (0.0032)
外商直接投资	0.0026** (0.0012)	0.0004 (0.0015)	0.0025** (0.0011)	-0.0141** (0.0064)	0.0029** (0.0012)
产业结构	-0.0001 (0.0002)	-0.0004** (0.0001)	-0.0000 (0.0002)	-0.0004 (0.0008)	-0.0001 (0.0002)
人力资本	0.0028 (0.0026)	0.0058** (0.0028)	0.0012 (0.0024)	0.0321** (0.0139)	0.0022 (0.0025)
城市化率	-0.0004 (0.0009)	-0.0003 (0.0009)	-0.0004 (0.0009)	0.0050 (0.0056)	-0.0005 (0.0009)
城市固定效应	已控制	已控制	已控制	已控制	已控制
年份固定效应	已控制	已控制	已控制	已控制	已控制
常数项	0.8943*** (0.0762)	2.2331*** (0.0731)	0.3010** (0.1232)	8.4643*** (0.5373)	0.7401*** (0.1215)
观测值	1173	1173	1173	1173	1173
R ²	0.282	0.643	0.327	0.958	0.290

注：①***、**和*分别表示1%、5%和10%的显著性水平。②括号内为城市层面聚类标准误。

2. 工作“分解”机制。工作任务由复杂向简单的“分解”涉及到具体的劳动过程，因此很难在数据层面上给出直接的经验证据。然而，大量涉及机器人兴起背景下劳动过程变动的现实材料都暗示了工作“分解”机制的存在。例如，应用于机电产品生产领域的装配机器人不仅显著缩短了工作循环时间，而且通过将生产、停工和故障等相关信息清晰展现在监控器上，使原本只能由专业人员完成的高

精度装配工作现在普通工人也可胜任。又如，电子产业中对 PCB 板插件的检测工作原本需要工人拥有较强的技术储备，但现在由于机器人的引入，仅需要普通工人观察并识别仪表上的数字是否在规定范围即可轻松完成。机器人令工人劳动过程“去技术化”的特征十分明显，据人力资源与社会保障部 2019 年发布的调查报告，机器人操作需要技能水平较低，90.36%的操作员为大专或大专以下学历^①。

数据层面也提供了一系列间接证据。首先，若工作“分解”机制存在，逻辑上，制造业因其行业特征和技术特点应该受到机器人应用的更大影响。基于这一思路，我们首先计算了“年份-城市”层面农民工在制造业中的就业占比，然后将该指标对机器人渗透率进行回归。表 6 列（1）报告的结果表明，机器人应用确实提高了农民工在制造业中的就业占比。其次，若工作“分解”机制存在，逻辑上，原有工艺水平较高的行业应该受影响更大，原因在于这些行业所提供的工作有更多被“分解”的空间。基于这一思路，我们结合当前机器人的特征，并参考国家统计局印发的《高技术产业（制造业）分类（2017）》，将制造业进一步细分为技术水平较高和较低的行业。具体地，技术水平较高行业包括化学制品加工、医药制造、专业设备制造、电器机械及制造、交通运输设备制造、计算机及通讯电子设备制造和仪器仪表制造。由于 CMDS 数据中只有 2017 年报告了被调查者所属制造业细分行业的信息，我们基于该年数据，计算出制造业中技术水平较高行业的农民工就业占比，并对机器人渗透率进行回归。表 6 列（2）报告的结果表明，虽然系数在 10%水平上并不显著（ $p=0.121$ ），但机器人应用对农民工在技术水平较高行业就业占比的影响为正。最后，我们计算了城市层面的农民工平均工资水平，并对机器人渗透率进行回归。检验逻辑为，若工作“分解”机制存在，且更简单的工作意味着更低的工资，那么机器人应用应该对农民工工资产生负向影响。表 6 列（3）报告的结果验证了这一推论，再次表明工作“分解”机制可能存在。

从农民工自身特征出发也可获得一些验证思路。如前所论，由于农民工群体在整体上技能水平偏低，因此本文结论支持了以往文献关于机器人应用导致就业极化的判断。问题的关键在于如何解释就业极化。根本而言，如果机器人应用只是带来了新的工作机会，但并没有让工作在平均意义上变得更简单从而更适合低技能劳动者，那么机器人应用带来的应该是整体就业水平的提高而非就业极化的出现。这意味着，包括本文在内的发现机器人应用导致就业极化的诸多文献，其实都暗示着工作“分解”机制的存在。循沿这一思路并更进一步，我们以大专毕业为标准区分出高技能和低技能农民工（张卫东等，2021），并分别估算出这两个群体城市层面的就业率并估计了机器人应用的影响。逻辑上，若工作“分解”机制存在，机器人应用将会为低技能农民工提供更多的工作机会。表 6 列（4）和列（5）报告的结果支持了这一推论。

上述材料和实证结果都或直接或间接地支持了机器人“分解”了原有复杂工作，从而提高农民工就业率的判断。虽然单独作为证据它们或许没有足够的说服力，但这些材料与结果共同构成了一组证据，表明工作“分解”机制是存在的。

^①参见《新职业——工业机器人系统操作员就业景气现状分析报告》：http://www.mohrss.gov.cn/SYrlzyhshbzb/dongtaixinwen/buncejyaowen/tsxw/202009/t20200923_390536.html。

表 6

机器人应用促进农民工就业的机制：工作“分解”

变量或指标名称	(1) 制造业就业占 比	(2) 技术水平较高行 业就业占比	(3) 农民工平均工资	(4) 低技能农民工就 业率	(5) 高技能农民工就 业率
机器人渗透率	0.0411** (0.0182)	0.0228 (0.0143)	-54.3143* (32.6922)	0.0092** (0.0040)	0.0039* (0.0021)
公共预算支出	-0.0009 (0.0018)	-0.0040 (0.0093)	11.7432** (5.2895)	-0.0009 (0.0006)	-0.0001 (0.0002)
固定资产投资	-0.0063 (0.0196)	-0.0313 (0.0537)	81.8241* (46.8307)	-0.0104** (0.0048)	-0.0009 (0.0020)
外商直接投资	0.0093 (0.0080)	0.0232 (0.0245)	-28.0891 (20.2453)	0.0015 (0.0023)	0.0004 (0.0009)
产业结构	-0.0013 (0.0009)	-0.0076** (0.0036)	-0.7778 (2.2369)	-0.0000 (0.0003)	-0.0000 (0.0001)
人力资本	0.0134 (0.0159)	0.0124 (0.0306)	-60.1700* (30.7547)	-0.0050 (0.0042)	0.0015 (0.0010)
城市化率	-0.0003 (0.0039)	-0.0061 (0.0305)	24.7839 (17.5114)	-0.0011 (0.0022)	0.0010** (0.0005)
城市固定效应	已控制	未控制	已控制	已控制	已控制
年份固定效应	已控制	未控制	已控制	已控制	已控制
常数项	0.3795 (0.4122)	1.3060 (1.9248)	-571.7793 (1,389.6885)	1.2590*** (0.1568)	0.8145*** (0.0442)
观测值	1173	36	1173	1173	1173
R ²	0.492	0.551	0.730	0.314	0.438

注：①***、**和*分别表示1%、5%和10%的显著性水平。②括号内为城市层面聚类标准误。

(二) 岗位增加还是空间流动？

由于农具有很强的空间流动性，因此一个值得探讨的问题是，上文所验证机器人应用对农民工就业率的促进作用究竟是源于适合农民工的总体工作岗位增加，还是在机器人冲击下农民工的跨区域流动？假如是后者，那么虽然机器人应用带来了农民工就业率提高，但这种提高可能更多源于对周边地区农民工的“虹吸”作用，因此在全局意义上并不一定就提高了农民工就业水平。

为考察机器人应用对农民工就业率的提升作用是源于适合农民工的工作岗位增加，还是在机器人冲击下农民工的空间流动，本文做了以下检验：首先，我们根据流动类型，只保留了市内流动样本进行回归。表 7 列 (1) 报告的结果表明，当不考虑农民工跨区流动时，机器人应用显著提高了本市农民工就业率。第二，我们参考孔高文等 (2020)，以其他地区的平均农民工就业率作为因变量并考察本地机器人应用对它的影响。由于本文所用的是地级市层面数据，计算出的除本市外其他城市平均就业率差异很小，因此我们选择本省内其他城市农民工平均就业率作为替代。这样处理的合理性在于，根据历年《农民工监测调查报告》，本文样本期 (2013-2018 年) 内每年省内流动的农民工都占外出农民工的一半以上。表 7 列 (2) 报告的结果表明，本地机器人渗透率对省内其他城市平均农民工就业率没有影响。最后，我们利用空间杜宾模型对机器人应用导致农民工空间流动的可能性做更严格的检验。表 7 列 (3) - (5) 报告的结果表明，无论引入的空间矩阵是邻接矩阵、地理距离矩阵还是经济距

离矩阵，机器人应用对本地农民工就业率都有显著正向影响，而对周边地区农民工就业率没有负向影响。上述这些结果都意味着本地机器人应用对周边城市农民工不具有“虹吸”效应。据此可以判断，本文主要结论，即机器人应用促进了农民工就业，源于适合农民工的工作岗位增加而非农民工在机器人冲击下的空间流动。

表 7 进一步分析：岗位增加还是空间流动

变量或指标名称	OLS		空间杜宾模型		
	(1) 市内流动样本	(2) 其他城市平均就业率	(3) 邻接矩阵	(4) 地理距离矩阵	(5) 经济距离矩阵
机器人渗透率	0.0109** (0.0052)	0.0008 (0.0006)	0.0084** (0.0037)	0.0095** (0.0043)	0.0092*** (0.0029)
机器人渗透率×W			0.0009 (0.0037)	0.0063 (0.0208)	0.0013 (0.0077)
控制变量	已控制	已控制	已控制	已控制	已控制
城市固定效应	已控制	已控制	已控制	已控制	已控制
年份固定效应	已控制	已控制	已控制	已控制	已控制
常数项	0.6118*** (0.1236)	0.8750*** (0.0240)			
观测值	321	1173	920	920	920
R ²	0.664	0.428	0.013	0.038	0.013

注：①***、**和*分别表示1%、5%和10%的显著性水平。②括号内为城市层面聚类标准误。

六、结论与政策建议

本文基于 IFR 统计的中国机器人数据和 2013-2018 年 CMD5 调查数据，采用“巴蒂珂工具变量”对因果关系的识别策略，考察了机器人应用对农民工就业的影响。研究发现：首先，机器人应用显著促进了农民工就业，该结论在各种稳健性检验后依然成立；其次，机器人应用促进农民工就业的机制包括释放生产力和对原有不适合农民工的复杂工作进行“分解”；最后，机器人应用对农民工就业的促进作用源于适合农民工的总体工作岗位增加，而非农民工在机器人冲击下进行的空间流动。

本文政策建议如下：第一，构建兼顾生产智能化转型与农民工就业的政策。就业是最大的民生，本文研究表明机器人应用不仅没有取代农民工，反而促进了农民工就业。这说明当前包括机器人应用在内的生产智能化转型在一定程度上是能够与农民工实现充分就业的政策目标相兼容的，关键在于如何在深入把握现实的前提下合理设计协调二者的政策。第二，推动机器人产业发展。本文验证了机器人应用具有促进农民工就业的效应。而据 IFR 统计，2020 年中国有 71% 的机器人来自进口。只有壮大中国机器人产业，减少对国际市场的依赖，才能在当前复杂的国际局势中长期稳定发挥机器人应用对农民工就业的拉动作用。第三，提高农民工技能水平。本文发现机器人对复杂工作的“分解”是促进农民工就业的关键机制，但这也同时意味着农民工被吸纳进了技能要求很低的岗位中。对这一点应未雨绸缪，防止因机器人冲击，农民工长期内被锁定在劳动力市场上更不利于发展的位置。

受数据所限，本文在考察农民工就业水平时着重关注了就业率而忽视了就业数量，这是本文的一个不足。另外，我们虽然在理论和实证上都力图阐明机器人应用促进农民工就业的工作“分解”机制，但对该机制的更深刻理解还须深入到为斯密和马克思等古典经济学家所重视，但被当前经济学研究所普遍忽视的“劳动过程”当中。随着人工智能、物联网和大数据等技术的飞速发展，机器人在形态和功能上还在持续演化。农民工与不断涌现出的各类型机器人在工作中的具体交互模式是什么，其背后是否有统一的结构，以及在长期内农民工就业水平和方式又将如何被机器人型塑，这均是未来探索的方向。

参考文献

- 陈佳莹、赵佩玉、赵勇，2022：《机器人与非正规就业》，《经济学动态》第12期。
- 葛鹏、赵忠，2023：《机器人的崛起与就业变动：2009—2017》，《中国人民大学学报》第1期。
- 卡尔·马克思，2004：《资本论（第一卷）》，中共中央马克思恩格斯列宁斯大林著作编译局译，北京：人民出版社。
- 康茜、林光华，2021：《工业机器人与农民工就业：替代抑或促进》，《山西财经大学学报》第2期。
- 孔高文、刘莎莎、孔东民，2020：《机器人与就业——基于行业与地区异质性的探索性分析》，《中国工业经济》第8期。
- 齐秀琳、江求川，2023：《数字经济与农民工就业：促进还是挤出？——来自“宽带中国”政策试点的证据》，《中国农村观察》第1期。
- 宋旭光、左马华青，2022：《工业机器人如何影响制造业就业变动——基于上市公司微观数据的分析》，《经济学动态》第7期。
- 孙早、侯玉琳，2019：《工业智能化如何重塑劳动力就业结构》，《中国工业经济》第5期。
- 田鸽、张勋，2022：《数字经济、非农就业与社会分工》，《管理世界》第5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。
- 魏深海、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。
- 曾湘泉、郭晴，2022：《数字金融发展能促进返乡农民工再就业吗——基于中国劳动力动态调查（CLDS）的经验分析》，《经济理论与经济管理》第4期。
- 张车伟、赵文、李冰冰，2022：《农民工现象及其经济学逻辑》，《经济研究》第3期。
- 张丹丹、李力行、童晨，2018：《最低工资、流动人口失业与犯罪》，《经济学（季刊）》第3期。
- 张广胜、王若男，2023：《数字经济发展何以赋能农民工高质量就业》，《中国农村经济》第1期。
- 张卫东、卜恩琦、彭旭辉，2021：《互联网技能、信息优势与农民工非农就业》，《财经科学》第1期。
- 张晓山，2019：《农民工大潮与中国的城镇化进程——改革开放以来农民工的贡献与未来的发展》，《河北学刊》第2期。
- 章元、陆铭，2009：《社会网络是否有助于提高农民工的工资水平？》，《管理世界》第3期。
- 甄浩、贾男，2022：《机器人使用加剧了农村劳动力回流吗》，《当代财经》第12期。
- 朱明宝、杨云彦，2017：《近年来农民工的就业结构及其变化趋势》，《人口研究》第5期。
- Acemoglu, D., and D. H. Autor, 2011, "Skills, Tasks and Technologies: Implications for Employment and Earnings", *Handbook of Labor Economics*, 4(4), 1043-1171.
- Acemoglu, D., and P. Restrepo, 2018, "The Race between Man and Machine: Implications of Technology for Growth, Factor Shares, and Employment", *American Economic Review*, 108(6), 1488-1542.
- Acemoglu, D., and P. Restrepo, 2020, "Robots and Jobs: Evidence from U.S. Labor Markets", *Journal of Political Economy*, 128(6), 2188-2244.

- Amtz, 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*, 189(1), 1-34.
- Autor, D. H., L. F. Katz, and M. S. Keamey, 2006, "The Polarization of the U.S. Labor Market", *American Economic Review*, 96(2), 189-194.
- Autor, D. H., F. Levy, and R. J. Mumane, 2003, "The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration", *Quarterly Journal of Economics*, 118(4), 1279-1333.
- Braverman, H., 1998, *Labor and Monopoly Capital. The Degradation of Work in the Twentieth Century: 25th Anniversary Edition*, New York: Monthly Review Press.
- Brynjolfsson, E., and T. Mitchell, 2017, "What Can Machine Learning Do? Workforce Implications", *Science*, 358(6370), 1530-1534.
- Card, D., 2001, "Immigrant Inflows, Native Outflows, and the Local Labor Market Impacts of Higher Immigration", *Journal of Labor Economics*, 19(1), 22-64.
- Dauth, W., S. Findeisen, J. Suedekum, and N. Woessner, 2018, "Adjusting to Robots: Worker-Level Evidence", *Julius Maximilians Universitt Würzburg Working Papers*, (13), 1-50.
- Frey, C. B., 2019, *The Technology Trap: Capital, Labor, and Power in the Age of Automation*, New Jersey: Princeton University Press.
- Frey, C. B., and M. A. Osborne, 2017, "The Future of Employment: How Susceptible are Jobs to Computerisation?", *Technological Forecasting and Social Change*, 114(1), 254-280.
- Keynes, J. M., 1930, "Economic Possibilities for Our Grandchildren", *Essays in Persuasion*, New York: Harcourt Brace, 358-373.