



经济理论与经济管理

工作论文系列

Working Paper Series

工业机器人应用的共同富裕效应

——基于城乡收入差距的视角

刘青 陈政宇 肖柏高

ETBMWP2024090

* 本刊编辑部推出工作论文项目，将“拟用稿”而尚未发表的稿件，以工作论文的方式在官网呈现，旨在及时传播学术成果，传递学术动态。

本刊所展示的工作论文，与正式刊发版可能会存在差异。如若工作论文被发现存在问题，则仍有被退稿的可能。各位读者如有任何问题，请及时联系本刊编辑部，期待与您共同努力、改进完善。

联系人：李老師；联系电话：010-62511022

工业机器人应用的共同富裕效应^{*}

——基于城乡收入差距的视角

刘 青 陈政宇 肖柏高

[提 要] 党的二十大报告指出，“中国式现代化是全体人民共同富裕的现代化”，要“着力推进城乡融合和区域协调发展”。在智能制造时代来临、中国工业机器人安装流量和存量持续保持世界第一的背景下，本文基于全国 271 个城市的面板数据，探讨工业机器人应用对城乡收入差距的影响及其内在机理。研究发现，工业机器人应用显著缩小了城乡收入差距，这一结论在经过一系列内生性、稳健性检验后依然成立。机制分析发现，工业机器人应用提升农村转移人口收入，进而减少城乡收入差距；另一方面，工业机器人应用也存在通过扩大城乡人均固定资产投资差距和增加利润总额来扩大城乡收入差距的效应；但总体净效应仍然表现为缩小城乡收入差距。同时，机器人的应用在农业更发达的城市，对城乡收入差距的缩小效应更少；机器人的应用在拥有更多高技术行业的城市可以使城镇居民和农村居民都获得更多收入；机器人的应用使农村转移人口中的高技能劳动力能够获得更多收入但更少寄回农村。本文的研究为政府如何同时引导产业升级和实现共同富裕提供了一定的参考。

[关键词] 工业机器人应用；农村转移人口；城乡收入差距；共同富裕

一、引言

共同富裕是社会主义的本质要求，是经济平等的重要体现。二十届三中全会提出，“城乡融合发展是中国式现代化的必然要求”，必须“缩小城乡差别”。第七次全国人口普查数据显示仍有超 5 亿人居住在农村，因此提高农村居民收入，缩小城乡收入差距是实现共同富裕的重要内容。与此同时，机器人与 ChatGPT 等人工智能技术的大规模应用深刻影响着社会与经济，带来劳动收入分配、生产服务方式等方面的显著变革。根据国际机器人联盟（以下简称 IFR）的数据，中国从 2013 年开始就一直保持着全球最大工业机器人应用市场的地位。机器人应用规模不断扩大的同时应用密度保持上升，2021 年中国工业机器人应用密度为每千人 32.2 台，全球排名从 2015 年的第 25 位上升至第 5 位。二十届三中全会指出，面对“新一轮科技革命和产业革命”和“人民群众新期待”，需要“紧紧围绕推进中国式现代化进一步深化改革”。

^{*} 刘青，中国人民大学经济学院、中国人民大学国家发展与战略研究院，邮政编码：100872，电子信箱：qingliu@ruc.edu.cn；陈政宇（通讯作者），中国人民大学经济学院；肖柏高，湖南大学经济与贸易学院。本文为国家社科基金重大项目“超大规模市场优势与现代化产业体系建设研究”（23&ZD041）阶段性成果。感谢匿名审稿人提出的修改建议，笔者已进行相应修改，本文文责自负。

刘青等：工业机器人应用的共同富裕效应

在此背景下，一个亟须回答的关键问题是：中国的工业机器人应用是否影响城乡收入差距？工业机器人应用是否存在共同富裕效应？背后有哪些作用机制？科学地回答这些问题，对于理解和有的放矢地对新科技革命时代城乡收入差距问题进行政策应对具有重要意义。《中共中央关于进一步全面深化改革、推进中国式现代化的决定》提到，推进中国式现代化需要“统筹新型工业化、新型城镇化和乡村全面振兴”，“构建产业升级、人口集聚、城镇发展良性互动机制”。推广工业机器人应用，并推行与工业机器人

应用相适应的制度改革，是当前阶段兼顾产业升级与共同富裕、推进中国式现代化的重要手段。回答好这一问题是本研究政策价值所在，也是本文“写在祖国的大地上”的重要体现。

理论而言，工业机器人应用可能从两个方向影响城乡收入差距。一方面，从微观劳动力的视角出发，工业机器人应用的岗位极化效应可以提高主要为农村转移人口的低技能劳动力收入，提升农村居民收入，形成缩小城乡收入差距的趋势^①。另一方面，从中观城市层面的视角出发，主要应用在城镇的工业机器人会通过增加物质资本积累、提高资本要素收入等方式，增加流向城市的资本投入与资本利得，让城市居民享受到更多技术进步的红利，扩大城乡收入差距^②。因此，工业机器人应用对城乡收入差距的最终影响取决于上述两种效应的相对大小，需要通过实证分析才能进行科学研判。

本文基于2006—2019年的城市层面数据，实证考察了工业机器人应用对城乡收入差距的影响。实证结果显示，总体而言工业机器人应用显著缩小了城乡收入差距，这一结论在不同检验中均稳健。机制分析发现，这一净效应背后存在正、负两方面的效应。一方面，工业机器人的应用增加了农村转移人口收入，进而减少城乡收入差距。另一方面，工业机器人应用扩大了城乡人均固定资产投资差距、增加了资本利润总额，从而扩大了城乡收入差距。这些正、负效应均符合理论预期，但总体净效应是工业机器人应用对城乡收入差距表现出缩小的作用。区分城市农业发达程度的估计结果显示，在农业更发达的城市中，工业机器人的应用对城乡收入差距的缩小效应更少。区分工业机器人应用的行业技术复杂程度的估计结果表明，在拥有更多高技术行业的城市，工业机器人的应用可以使城镇居民和农村居民获得更多收入。区分劳动力技能水平的估计结果显示，农村转移人口中的高技能劳动力能够获得更多收入但更少寄回农村。

与既有文献相比，本文可能的贡献在于：第一，本文沿着“技术进步与收入分配”的研究脉络，立足于中国工业机器人兴起与城乡二分背景下的独特场景，探究工业机器人应用对城乡收入差距的影响，所得到的工业机器人应用对缩小城乡收入差距的促进作用，揭示了技术进步对城乡共同富裕可能具有正向作用，为该领域增添了重要证据；第二，本文结合流动人口监测的大样本数据，从农村转移人口收入提升的微观视角，解释了工业机器人应用影响城乡收入差距的内在作用机制，为宏观结果提供了微观层面的证据；第三，本文机制研究表明，工业机器人应用对城乡收入差距的作用是双向的，既有“扩大效应”也有“缩小效应”，但净效应为后者。这一深入发现一方面有助于我们去增强工业机器人应用对于城乡收入差距的“缩小效应”，另一方面也有助于我们抑制工业机器人应用对于城乡收入差距的“扩大效应”，从而让工业机器人应用更好地服务于城乡共同富裕。

^① 岗位极化效应指工业机器人的应用会增加对高技能劳动力与低技能劳动力的需求，减少中等程度劳动力的需求，是任务偏向型技术进步的结果（Autor *et al.*，2006）。已有许多研究发现中国的工业机器人应用具有岗位极化效应（王永钦和董雯，2020；何小钢和刘叩明，2023）。

^② 工业较少分布在农村。根据国家统计局数据，2021年农业相关的第二产业增加值仅占第二产业增加值的12%。而且农村用人成本较低，农村工业较为落后，不具备应用工业机器人的动机。

本文结构安排如下：第二部分对相关文献进行梳理并提出研究假说；第三部分在介绍本文的数据、实证模型与变量定义的同时，验证工业机器人城市渗透度指标的有效性；第四部分是实证结果分析与稳健性检验；第五部分为机器人应用的影响机制分析；第六部分为进一步异质性分析；第七部分为研究结论与启示。

二、文献评述与研究假说

（一）文献评述

以工业机器人为代表的人工智能技术对收入不平等的作用方向与作用机制是否与一般的技术进步类似？这一问题已经成为近期学术界的热点话题。Prettner & Strulik (2017) 认为人工智能不同于只能替代低技能劳动的普通自动化技术进步，还具有替代部分中高技能劳动的能力。Acemoglu & Restrepo (2018) 认为人工智能技术除了对劳动力的替代效应外，还可能为生产过程新增任务，从而创造新的劳动力需求。此外，人工智能还可以通过非对称地改变不同生产要素的比例和回报率影响收入不平等 (Sachs & Kotlikoff, 2012; 郭凯明, 2019; 王林辉等, 2020)。因此，工业机器人为代表的人工智能技术如何影响收入分配这一问题是有研究价值的。

现有研究中，关于工业机器人应用对收入不平等的影响方向未达成一致结论，且主要关注技能、岗位等角度的收入差距，较少关注城乡收入差距，特别是城市层面的城乡收入差距。有研究认为工业机器人应用通过岗位替代效应扩大收入差距 (Graetz & Michaels, 2018)，另外一些研究认为工业机器人应用通过提高生产率与岗位创造缩小收入差距 (Acemoglu & Restrepo, 2020)。王永钦和董雯 (2020) 发现工业机器人应用对中等技能劳动力收入造成的负面冲击最大，具有工资极化的特征。余铮等 (2021) 发现工业机器人应用使得非常规任务工资提升，而非增加高技能劳动力工资。许健等 (2022) 从性别收入差距的角度出发，发现工业机器人应用可以提高男女工资水平并有助于缩小性别工资差距，而且在宏观收入分配的层面发现工业机器人应用对各省基尼系数的负向作用。王永钦和董雯 (2023) 研究工业机器人应用对城镇住户和流动人口的影响差异，发现工业机器人对不同技能群体具有工资极化效应。马述忠等 (2023) 基于中国家庭追踪调查数据 (CFPS) 发现工业机器人应用促进农村劳动力流向城市，制造业部门劳动力流向非制造业部门，流动力工资得到提高，城市劳动力收入受到显著的负面效应，但由于城乡之间的不完全流动，农村劳动力收入没有受到工业机器人的显著影响。

城乡收入不平等是中国收入不平等的重要组成部分，已有许多研究对城乡收入不平等的影响因素进行分析。在中国，行政力量起着引导经济发展的作用，政府实施城市化战略，财政支出向城镇倾斜，城镇更高的基建水平、教育投资是形成城乡收入差距的重要原因 (陆铭和陈钊, 2004; 陈斌开和林毅夫, 2013)。同时，市场力量也具有城镇倾向，金融非平衡发展导致的城乡资本环境的差异 (叶志强等, 2011)，物质资本的积累 (马斌和张富饶, 2008; 马红旗等, 2017) 都会产生资本回报的城乡差异，进一步扩大城乡收入差距。近年来也有个别文献研究技术进步以及人工智能对城乡收入不平等的影响 (刘欢, 2020)，发现技术进步具有加剧城乡收入不平等的作用。程名望 (2024) 和陈晓华等 (2024) 通过省份层面数据发现工业机器人应用扩大城乡收入差距，并从省份层面识别工业机器人应用改变该省不同技能劳动者数量和资本要素利润率的机制。陈阳等 (2023) 将一省劳动力受教育年限水平作为劳动力质量的代理变量纳入工业机器人与城乡收入差距的分析框架中，发现工业机器人可以缩小城乡收入差距且劳动力质量提升可以加强这一效应。综上，当前学界关于工业机器人应用影响城乡收入差距的研究存在结论不一致的情况。

刘青等：工业机器人应用的共同富裕效应

虽然相关研究已经较为丰富，但仍存在以下两点不足：第一，多数城乡收入差距研究基于省级层面或者局部城市的统计调查数据分析城乡收入差距的影响因素，使用全国城市层面数据的研究较少。相比于省级政府，市级政府是决定城市落户政策与经济主体的主体，同一省份内不同地级市的城乡关系存在明显的异质性和独立性，因此从市级层面进行实证研究更能准确地识别工业机器人应用对城乡收入差距的影响。第二，专门分析工业机器人应用与城乡收入差距的微观机制研究相对匮乏，仅有的省份层面研究还存在结论冲突的情况。工业机器人应用是人工智能时代下技术进步对传统经济关系最重要的冲击之一，且当前中国政府明确城乡一体化发展与共同富裕目标的背景下，确定工业机器人应用对城乡收入差距的影响方向及作用机制具有重要的理论价值与政策意义。本文利用更翔实的全国市级数据，实证研究了工业机器人应用对城乡收入差距的影响及作用机制，从上述两个角度对现有文献做出了补充。

（二）研究假说

现有研究表明，工业机器人具有任务偏向特征，能够较好地替代程序化、常规性的工作，替代非常规工作的可能性较小（Acemoglu & Restrepo, 2020；王永钦和董雯，2020；何小钢和刘叩明，2023）。这一特点对劳动力结构的影响，具体表现为减少从事常规性工作的中等技能劳动力的需求与工资，通过生产率效应增加从事非常规简单劳动的低技能劳动力与从事非常规复杂劳动的高技能劳动力的需求与工资，即岗位极化效应与工资极化效应（王永钦和董雯，2023）。

在长期城乡教育错配与城市化过程中农村转移人口大量进城的中国情境下，低技能劳动力主要来源于农村转移人口（蔡禾等，2018），这意味着工业机器人应用对低技能劳动力的影响主要表现为对农村转移人口的影响。根据《2021年农民工监测调查报告》的数据显示，大专及以上学历农民工比例在历年上涨后仍然仅为12.6%。2010年第六次全国人口普查数据显示，25至64岁劳动年龄段的非农人口高中学历及以上比例高达58.2%，农业人口高中学历及以上比例仅为9.9%。因此，农业转移人口是低技能劳动力最主要的构成成分（刘欢，2020）。与此同时，农村转移人口进城务工是缩小城乡收入差距的重要途径（李实等，2019），农业转移人口的汇款率增加会使城乡收入差距下降（李晓春和杨彩皎，2018），所以工业机器人应用可以通过工资极化效应，提高来自农村转移人口的低技能劳动力收入，缩小城乡收入差距。因此，本文提出第一个待验证的假说：

假说1：工业机器人应用提升农村转移人口收入，缩小城乡收入差距。

工业机器人应用还会扩大城乡人均固定资产投资差距。主要应用在城镇的工业机器人本身就是物质资本的投资，同时应用工业机器人带来的生产线调整、配套设备的购置都会促进物质资本积累的提升，扩大城乡人均固定资产投资差距。Krusell *et al.*（2000）发现资本设备与高技能劳动力具有较强的互补性时，设备资本存量的增加会扩大收入不平等。He & Liu（2008）通过建立模型发现，投资偏向的技术进步能够较好地解释自20世纪80年代初开始扩大的工资不平等。马斌和张富饶（2008）发现城乡人均固定资产投资差距带来城乡人均产出差距，进而扩大城乡收入差距。基于此，本文提出：

假说2：工业机器人应用会加剧城乡人均固定资产投资差距，进一步扩大城乡收入差距。

工业机器人应用会提高企业利润，增加资本要素收入。应用工业机器人的企业通过生产率效应和产出规模效应提高企业利润，除部分利润以工资的形式与工人分享外，更多利润流向主要为城镇居民的资本要素所有者，提升城镇居民收入。同时，从企业决策动机的角度出发，资本要素所有者能够获得更多收入是企业决定进行“机器换人”的先行条件。因此，本文提出：

假说3：工业机器人应用提高企业利润，增加流向城镇居民的资本要素收入，使得城乡收入差距进一步扩大。

综上所述，现有理论与文献无法确定工业机器人应用对城乡收入差距的总体影响方向，背后存在正、负两个方面的可能性，现实中到底有何影响需要通过实证研究进一步分析。

三、数据与实证方法

(一) 模型设定

根据上述理论分析，为考察工业机器人应用对城乡收入差距的影响，本文设定计量模型如下：

$$Gap_{i,t} = \alpha_1 + \beta_1 Robot_{i,t} + X'\beta + \theta_i + \mu_t + \epsilon_{i,t} \quad (1)$$

其中， i 代表城市， t 代表年份。 Gap 表示城乡收入差距， $Robot$ 代表工业机器人城市渗透度， X 表示城市层面的相关控制变量， θ 表示城市固定效应，用以控制城市不随时间变化的固有特征因素的影响， μ 表示年份固定效应，用以控制不同年份城市共同面临的宏观经济冲击的影响， ϵ 为随机扰动项。

(二) 变量选取与度量

1. 核心解释变量：工业机器人城市渗透度。参考 Acemoglu & Restrepo (2020) 以及王永钦和董雯 (2023) 的做法，本文以 2004 年为基期，采用 Bartik 工具变量法构建工业机器人城市渗透度（人均工业机器人存量），以衡量城市的工业机器人应用水平。其基本思路是，充分利用可得的数据，先基于全国行业层面的工业机器人存量数据构建出省级层面的工业机器人存量数据，再进一步通过各市制造业从业人数构建出市级层面的工业机器人存量数据。具体计算方式如下：

$$exposure_{i,t} = robotstock_city_{i,t} / emp_{i,t=2004} = \left[\theta_{i,k,t=2004} \times \sum_{j=1}^J (E_{k,j,t=2004} \times Robots_{j,t}) \right] / emp_{i,t=2004} \quad (2)$$

其中， $exposure_{i,t}$ 为 i 城市 t 年的工业机器人渗透度； $robotstock_city_{i,t}$ 为构建的 i 城市 t 年的机器人单位存量； $emp_{i,t=2004}$ 为城市 i 在 2004 年的制造业从业人数（单位：千人）； $\theta_{i,k,t=2004}$ 表示 i 城市制造业人数占所在的 k 省份制造业总人数在 2004 年的比例； $E_{k,j,t=2004}$ 表示 k 省份 j 行业 2004 年的从业人数占全国 j 行业从业人数的比例； $Robots_{j,t}$ 表示 j 行业 t 年的机器人单位存量。

2. 被解释变量：城乡收入差距。本文的被解释变量城乡收入差距，采用文献中普遍使用的城镇居民人均收入与农村居民人均收入之比进行衡量（陈斌开和林毅夫，2013）。有文献考虑城乡人口比例，构建城乡收入差距的泰尔指数（王少平和欧阳志刚，2007），在统计学的意义上进行比较。然而，统计学意义上的城乡收入差距无法直接表现城乡居民生活水平差距，直接采用人均指标可以反映人民的生活质量水平，实证结果更直接地反映现实（陆铭，2016）。因此，本文采用城市层面的城乡人均收入比作为基准回归的被解释变量，在稳健性检验部分对城乡收入差距的泰尔指数进行回归。

3. 控制变量。在控制变量的选择上，本文基于前人文献的理论研究，逐步加入衡量经济发展程度，资本环境，对外开放与产业结构的控制变量，控制城市层面随时间变化的特征变量，将可能同时影响城乡收入差距与工业机器人应用水平的变量纳入回归模型，缓解计量模型可能存在的遗漏变量内生性问题。四类控制变量具体如下：①经济发展程度：人均 GDP 对数，GDP 总额对数，城镇化水平，国有经济比重，就业率；②资本环境：金融贷款占 GDP 比例；③对外开放程度：外商投资占 GDP 比例，贸易总额占 GDP 比例；④产业结构：第二产业就业人数占比，第

三产业就业人数占比。

（三）数据描述

本文基于主流工业机器人研究中使用的 IFR 数据库，构建工业机器人城市渗透度。这种方法的优势在于 IFR 数据库采用的行业协会统计数据可信度较高，缺点在于没有国家内部城市数据，需要结合其他数据构建变量。普遍做法是利用 Bartik 工具变量法来构造，但这种方法也有潜在不足之处。具体来说，这种不足表现为如果城市工业结构中工业机器人应用程度高的行业占比高，计算得到的工业机器人城市渗透度也会较高，但实际上这个城市可能较少应用工业机器人。为防止这种可能存在的偏差导致实证结果有偏，本文基于可以定位到具体城市的中国海关数据库构造工业机器人价值存量指标进行检验。

本文使用的城市层面城乡收入数据以及其他城市层面的经济特征数据主要来源于中国国家统计局发布的《中国城市统计年鉴》，《中国区域经济统计年鉴》，部分缺失值由 CEIC 数据库与地方省份统计年鉴补充。因少数地级市缺乏回归模型需要控制的重要经济变量数据，最终实证样本为 2006—2019 年间的 271 个城市的 2 084 个城市一年份样本。城镇居民与农村居民使用的是常住人口的概念，而非户籍的概念，其中工作生活在外地但将主要经济收入寄回家中的人口同样认为是常住人口。比如进城农民工将收入寄回农村，将被视为农村人口。即使没有被列为农村人口，进城农民工寄回农村的收入是影响农村人口收入的重要部分。因此，即使工业机器人主要在城镇经济中应用，也会通过影响农村在城务工的劳动力，最终影响农村居民收入。

在进一步的机制探究中，本文还使用了国家卫生健康委的流动人口动态监测数据（CMDS），根据流动人口的户籍状态将样本分为农村转移人口与城镇流动人口，并根据实证需要，剔除就业职业为农业和服务业的样本，剔除收入为负或缺失的样本，剔除就业单位为个体工商户的样本。主要变量的描述性统计见表 1。

（四）验证 IFR 数据库构建工业机器人城市渗透度指标的有效性

由 Bartik 工具变量法计算得到的工业机器人城市渗透度指标与真实数据具有强相关性依赖两个重要的假设：第一，不同省份同一行业的机器人渗透度相同或近似，忽略了同一行业在不同省份可能存在技术差距，机器人渗透度相差较大的可能；第二，城市制造业结构与所在省份一致，同一省份不同城市的机器人渗透度由该城市制造业人数占该省制造业人数的比例决定，忽略了省内不同城市制造业结构的异质性。现有研究基于数据不可获得的原因做出这样强的假设，有可能导致 Bartik 工具变量构建的工业机器人城市渗透度指标与真实的工业机器人应用水平的相关性较弱。因此本节试图通过构建工业机器人进口价值存量指标去验证 Bartik 工具变量法构建工业机器人城市渗透度指标的有效性。

本文在 Acemoglu & Restrepo (2022) 构造工业机器人进口的价值流量指标的基础上，结合城市制造业从业人数与 2000 年为基年的工业机器人价值累积额^①，构建工业机器人进口渗透度，衡量城市层面工业机器人进口价值存量。这种构建方法的好处是能够更方便地与工业机器人渗透度进行比较。为了防止使用不同统计口径导致不同结论，本文分别使用较宽和较严的工业机器人统计口径进行比较^②。下面以宽口径为例，展示工业机器人进口渗透度的计算方式：

① 使用价值累积额作为机器人存量不仅符合理论常识，而且符合 Acemoglu & Restrepo (2022) 的变量构建逻辑。Acemoglu & Restrepo (2022) 使用的是 IFR 的安装量与机器人进口价值额刻画机器人增长量，沿着这样的逻辑进一步拓展，应该直接使用 IFR 的存量与机器人进口价值累积额刻画机器人存量。

② 宽口径参考李磊等 (2021) 的口径：HS8 位码 84795010, 84795090, 84864031；严口径参考 Acemoglu 和 Restrepo (2022) 的口径：HS6 位码 847950。

表 1 主要变量定义及描述性统计结果

变量名	变量定义或赋值	观测值	均值	标准差	
城乡收入差距	城镇人均可支配收入/农村人均可支配收入(纯)收入	2 084	2.575	0.611	
工业机器人渗透度	台/每千制造业工人	2 084	1.128	1.352	
工业机器人价值渗透度(严口径)	工业机器人价值存量对数(严口径)/每千制造业工人	2 084	5.841	6.077	
工业机器人价值渗透度(宽口径)	工业机器人价值存量对数(宽口径)/每千制造业工人	2 084	5.851	6.088	
人均 GDP 对数	人均真实 GDP 的对数	2 084	10.070	0.674	
GDP 总额对数	地区真实 GDP 总额的对数	2 084	25.240	0.944	
城镇化水平	非农人口/总人口	2 084	0.464	0.174	
国有经济比重	国有就业人员数/总就业人员数	2 084	0.112	0.124	
金融贷款与 GDP 比	金融机构人民币贷款/GDP 总额	2 084	0.781	0.439	
外商投资与 GDP 比	国际直接投资额/GDP 总额	2 084	0.020	0.020	
贸易总额与 GDP 比	进出口贸易总额/GDP 总额	2 084	0.185	0.350	
就业率	总就业人数/总人口	2 084	0.546	0.164	
第二产业就业人数占比	第二产业就业人数/总就业人数	2 084	0.458	0.139	
第三产业就业人数占比	第三产业就业人数/总就业人数	2 084	0.520	0.130	
农村转移人口收入对数	2011	上月收入对数	14 470	7.688	0.321
	2015	上个月或上次就业的收入对数	12 830	8.089	0.334
	2016	上个月或上次就业的纯收入对数	8 171	8.103	0.370
寄回收入对数	2011	过去一年给老家的钱物对数	14 429	6.399	3.555
年龄	流动人口年龄	35 833	31.790	9.097	
受教育程度	流动人口受教育年限*	35 833	9.417	2.263	
流动类型	跨市流动=1, 市内流动=0	35 833	0.905	0.095	
性别	男性=1, 女性=0	35 833	0.674	0.469	

注：受教育程度使用受教育年限衡量，其中未上过学=0，小学=6，初中=9，高中=12，中专=13，大学专科=14，大学本科=16，研究生=19。

$$ValueW_{i,t} = accum_valueW_{i,t} / emp_{i,t} \quad (3)$$

其中， $ValueW_{i,t}$ 为 i 城市 t 年宽口径下的工业机器人进口渗透度； $accum_valueW_{i,t}$ 为 i 城市从 2000 年到 t 年宽口径下的工业机器人进口额累积量； $emp_{i,t}$ 为城市 i 在 t 年的制造业从业人数（单位：千人）。同理，本文还构建 $ValueN_{i,t}$ 作为 i 城市 t 年严口径下的工业机器人进口渗透度。

现有文献主要在数据年度总量的层面上对 IFR 数据库和海关数据库两个数据库进行数据验证，缺乏对 Bartik 工具变量法构建后的城市层面数据的验证。因此，本小节结合城市层面的海关数据库机器人进口数据进行验证，参照并拓展 Acemoglu & Restrepo (2022) 的做法，考查 IFR 数据库使用 Bartik 工具变量法构建的工业机器人城市渗透度与中国工业机器人进口渗透度的相关

刘青等：工业机器人应用的共同富裕效应

关系，排除 IFR 构建的城市数据与真实城市数据存在较大偏差的可能。为防止海关统计口径选择不同导致结论发生变化，本文分别对严口径和宽口径计算的中国工业机器人进口渗透度指标进行回归，结果见表 2 第（1）—（2）列。

如表 2 所示，回归结果均显著，Bartik 工具变量法构建城市层面数据的有效性得到验证，一定程度上排除 Bartik 工具变量法构建城市数据与真实城市数据存在较大偏差的可能，为接下来的实证部分继续使用 Bartik 工具变量法构建的工业机器人城市渗透度指标提供证据支持，保证实证回归结果具有现实意义。

表 2 IFR 数据库与海关数据库：验证 Bartik 工具变量法

变量	进口累积量（严）	进口累积量（宽）
	(1)	(2)
<i>Bartik</i> 区域渗透度	1.469*** (0.165)	1.492*** (0.166)
控制变量	是	是
观测量	2 944	2 944
R ²	0.159	0.160

注：括号内为城市层面的聚类稳健标准误，***、**、* 分别代表 1%、5%、10% 的显著性水平，下表同。

四、实证分析结果

（一）基准回归结果

表 3 报告了 2006—2019 年中国城市层面工业机器人渗透度影响城乡收入差距的基准回归结果。第（1）—（3）列逐步加入城市层面随时间变化的控制变量。结果显示，核心解释变量均显著为负，表明工业机器人应用显著缩小了城乡收入差距。从影响程度看，以第（3）列结果为例，工业机器人城市渗透度增加一个标准差会使得城乡收入差距减少 0.085，相较于样本期间城乡收入差距的均值 2.575 而言下降了约 3.3%（ $0.085/2.575 \times 100\%$ ）。特别地，中国工业机器人应用在样本期间内快速增长（增加约 3.65 个标准差），且目前继续保持较高的增长速度，所以工业机器人应用对城乡收入差距的影响幅度将可能更加明显。这说明无论是统计意义还是经济意义而言，工业机器人应用确实有助于缩小城乡收入差距。根据前文理论分析可知，工业机器人应用既能通过提高农村转移人口收入，缩小城乡收入差距，也能通过扩大城乡人均固定资产投资差距和增加利润总额的机制，扩大城乡收入差距。表 3 的结果表明，整体而言，工业机器人应用带来了城乡收入差距缩小的净效应。

（二）内生性问题

虽然本文的基准回归采用面板数据双向固定效应模型，并通过控制可观测的随时间变化的城市层面数据进一步缓解遗漏变量导致的内生性问题，但模型仍存在一些亟须解决的潜在内生性问题。首先，可能存在无法观测的城市层面特征变量，同时影响城市的工业机器人应用水平与城乡收入差距，导致系数估计有偏。其次，城市的城乡收入差距可能影响经济发展质量与不同技能劳动力结构，进而影响城市的工业机器人应用水平，形成反向因果问题。为此，本文分别使用两个工具变量并构建异方差工具变量对基准模型再次估计，以缓解模型潜在的内生性问题。

首先，参考 Acemoglu & Restrepo（2020）的思想，使用同一时期美国同行业工业机器人存量数据构建城市渗透度指标作为工具变量。一方面，由于存在例如汽车行业应用工业机器人更为

普遍的行业技术特征，这一指标满足工具变量的相关性要求。另一方面，使用外国数据作为工具变量，可以有效避免采用本国数据可能产生的内生性问题，满足工具变量的外生性要求。回归结果见表4第(1)列，第一阶段回归中的美国机器人数据工具变量系数显著为正，K-P Wald F统计值高于临界值16.38，通过弱工具变量检验。从第二阶段结果来看，在工具变量法克服潜在的反向因果问题后，工业机器人应用仍然显著缩小城乡收入差距，表明本文结论具有较强的可信性。

表3 工业机器人应用对城乡收入差距的影响：基准回归结果

变量	城乡收入差距		
	(1)	(2)	(3)
工业机器人渗透度	-0.036** (0.014)	-0.061*** (0.016)	-0.063*** (0.016)
人均GDP对数	-0.387*** (0.120)	-0.285** (0.118)	-0.278** (0.122)
GDP总额对数	0.118 (0.162)	0.018 (0.163)	0.027 (0.166)
城镇化水平	-0.137 (0.152)	-0.181 (0.158)	-0.193 (0.162)
国有经济比重	-0.216 (0.208)	-0.213 (0.208)	-0.209 (0.212)
就业率	0.120 (0.149)	0.110 (0.150)	0.101 (0.152)
金融贷款与GDP比		-0.041 (0.064)	-0.040 (0.064)
外商投资与GDP比		-2.197*** (0.825)	-2.242*** (0.821)
贸易总额与GDP比		-0.069 (0.061)	-0.067 (0.060)
第二产业就业人数 占总就业人数比			-0.459 (0.439)
第三产业就业人数 占总就业人数比			-0.598 (0.436)
个体固定效应	是	是	是
年份固定效应	是	是	是
观测量	2 084	2 084	2 084
R ²	0.525	0.533	0.534
城市数量	271	271	271

其次，借鉴周广肃和丁相元（2022）的做法，使用滞后一期的工业机器人渗透度作为工具变量，回归结果见表4第(2)列。从一阶段回归结果来看，滞后一期工具变量系数显著为正，K-P Wald F统计值也高于临界值16.38，同样拒绝弱工具变量的假设。二阶段回归结果表明，工业机器人应用依旧显著缩小城乡收入差距，进一步证明本文结论没有明显的内生性问题。

最后，本文为进一步确保工具变量的外生性，参考Lewbel（2012）的做法构建异方差工具变量再次回归。根据Lewbel（2012）的研究，当内生变量对其他外生变量回归后得到的残差是

刘青等：工业机器人应用的共同富裕效应

异方差时，该残差与去中心化的外生变量的乘积是较好的工具变量，可以同时满足相关性与外生性。回归结果见表 4 第 (3) 列，工业机器人应用对城乡收入差距的影响与基准结论一致。

表 4 工业机器人应用对城乡收入差距的影响：工具变量法

第二阶段因变量	城乡收入差距		
	(1)	(2)	(3)
工业机器人渗透度	-0.081* (0.042)	-0.063*** (0.016)	-0.042*** (0.011)
R ²	0.534	0.615	0.534
第一阶段因变量	工业机器人渗透度		
工具变量类型	美国机器人数据工具变量	滞后一期工具变量	异方差工具变量
工具变量	1.030*** (0.086)	1.464*** (0.016)	
控制变量	是	是	是
个体固定效应	是	是	是
年份固定效应	是	是	是
观测量	2 070	1 662	2 084
城市数量	257	251	271
K-P Wald F 统计值	142.21	8 016.69	323.44

(三) 稳健性检验

1. 样本选择偏误。本研究以 2006—2019 年全国所有城市为总样本，但部分城市存在数据缺失的情况，导致基准回归只包含 271 个城市的 2 084 个城市一年份样本。数据缺失可能影响实证研究结论的有效性。为此，本文以所有城市为总样本，使用 Heckman 二阶段模型检验样本选择偏误是否影响基准结论。由于城市上报数据往往受到城市经济发展水平与城市政府治理能力的影响，第一阶段的 probit 回归模型引入城市的 GDP 对数与是否为西部地区城市作为解释变量^①，结果符合预期且均显著，计算得到 inverse Mill's ratio (IMR) 指标加入第二阶段回归。第二阶段回归结果见表 5 第 (1) 列，在控制样本选择偏误后，工业机器人应用依然显著缩小城乡收入差距，再次证明结论的稳健性。

2. 调整样本范围。中国的不同城市之间存在难以用量化指标衡量的异质性。当控制变量无法有效控制这些异质性因素时，需要排除异质性较大的样本进行实证检验。比如，直辖市的城乡关系与普通地级市具有明显的异质性，直辖市行政级别更高，能调用更多社会资源，可能影响最终实证结果。再如处于非包邮地区的城市，往往基建水平更低，接触网络购物较其他城市具有更高的成本，离商品核心产区和货物集散地更远。在电商贸易深刻影响人民生活水平的当下，非包邮地区城市的城乡关系与其他城市具有显著的异质性。因此，本文在排除四个直辖市与六个非包邮的省份后进行回归，结果见表 5 第 (2) 列。在排除异质性较强的城市后，工业机器人应用依然显著缩小城乡收入差距。

^① 西部地区城市的政府治理能力相对更弱，将是否为西部地区城市作为衡量城市政府治理能力的指标。该指标作为 Heckman 二阶段模型中第一阶段的排他性约束。

表 5 工业机器人应用对城乡收入差距的影响：稳健性检验

变量	城乡收入差距					<i>TLGap</i> [*]
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	Heckman 第二阶段	调整样本 范围	替换核心解释变量			替换被解释 变量
工业机器人渗透度	-0.056*** (0.015)	-0.056*** (0.016)				-0.003** (0.001)
工业机器人渗透度 4 [*]			-0.076*** (0.017)			
工业机器人渗透度 10				-0.080*** (0.019)		
工业机器人渗透度 15					-0.083*** (0.020)	
<i>IMR</i>	11.819** (5.756)					
控制变量	是	是	是	是	是	是
个体固定效应	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
观测量	2 084	1 940	2 084	2 084	2 084	2 084
R ²	0.549	0.551	0.536	0.536	0.535	0.590
城市数量	271	242	271	271	271	271

注：工业机器人渗透度 4 指 4% 折旧率计算的工业机器人渗透度，工业机器人渗透度 10 指 10% 折旧率计算的工业机器人渗透度，工业机器人渗透度 15 指 15% 折旧率计算的工业机器人渗透度，*TLGap* 指城乡收入差距的泰尔指数。下表同。

3. 替代核心解释变量。更换工业机器人的折旧方法，重新计算工业机器人存量。构建工业机器人城市渗透度指标所使用的 IFR 数据库，按照工业机器人应用十二年后一次性完全退出进行折旧。为了防止折旧计算的方式不同导致结论有偏，本文参照 Graetz & Michaels (2018) 的做法，采用主流的永续盘存法对工业机器人安装量重新折旧加总，结合现有文献分别选择折旧率 4%、10% 和 15% 进行稳健性检验^①，回归结果见表 5 中第 (3) — (5) 列，表明工业机器人应用依旧显著缩小城乡收入差距，与基准结论保持一致。

4. 替代被解释变量。更换其他衡量城乡收入差距的主流指标。城乡收入差距的泰尔指数在城乡人均收入比的基础上考虑城乡人口所占的比重，且对收入群体的两端（高收入阶层和低收入阶层）的收入变动更敏感。有研究表明，我国城乡收入差距主要体现两端的变化（王少平和欧阳志刚，2007）。因此，本文对城乡收入差距的泰尔指数进行回归，结果见表 5 第 (6) 列，表明工业机器人应用显著缩小城乡收入差距，进一步加强结论的可信度。

5. 进一步控制可能影响低技能劳动需求的因素。低技能劳动需求的变化可以同时影响工业

^① Klump *et al.* (2021) 依据 IFR 数据库 1993—2019 年的世界各国数据折旧情况等价折算成永续盘存法，计算得到机器人折旧率为 4%—7%。Graetz & Michaels (2018) 采用 10% 的折旧率，并以 5% 和 15% 作为稳健性检验。综上，本文选择 4%、10% 和 15% 的折旧率进行稳健性检验。

刘青等：工业机器人应用的共同富裕效应

机器人应用水平与城乡收入差距，所以需要控制相关影响因素以解决遗漏变量问题。本文认为可能存在以下两个影响低技能劳动需求的因素：一是平均劳动力成本高的城市，出于减少成本的目的扩大低技能劳动力的需求；二是服务业发达的城市，对低技能劳动需求更旺盛。因此，本文进一步加入平均工资收入和第三产业占比作为控制变量。回归结果见表6，通过对比稳健性回归与基准回归的结果发现，核心解释变量的系数大小与显著性水平平均变化较小，再次证明基本结论的有效性。

表6 工业机器人应用对城乡收入差距的影响：控制低技能劳动需求

变量	城乡收入差距		城镇居民收入		农村居民收入	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
工业机器人渗透度	-0.063*** (0.016)	-0.063*** (0.017)	-0.021*** (0.005)	-0.021*** (0.005)	0.009* (0.005)	0.010* (0.005)
第三产业占比		0.298 (0.228)		0.222*** (0.070)		0.083 (0.075)
平均工资收入		0.335*** (0.109)		0.156*** (0.034)		0.055* (0.031)
控制变量	是	是	是	是	是	是
个体固定效应	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
观测量	2 084	2 074	2 084	2 074	2 084	2 074
R ²	0.534	0.543	0.973	0.974	0.981	0.981
城市数量	271	271	271	271	271	271

6. 滞后效应。工业机器人应用对城乡收入差距的影响可能不会在当期充分显现。表7为滞后效应的回归结果，采用滞后一期的工业机器人渗透度作为核心解释变量，对不同模型设定进行稳健性检验。第(1)列为基准模型，第(2)列排除异质性较大的城市样本，第(3)列采用城乡收入差距的泰尔指数，均表明工业机器人应用具有缩小城乡收入差距的作用。

表7 工业机器人应用对城乡收入差距的影响：滞后效应

变量	城乡收入差距		<i>TLGap</i>
	(1)	(2)	(3)
滞后一期工业机器人渗透度	-0.092*** (0.023)	-0.086*** (0.023)	-0.004** (0.002)
控制变量	是	是	是
个体固定效应	是	是	是
年份固定效应	是	是	是
观测量	1 667	1 573	1 667
R ²	0.616	0.625	0.647
城市数量	256	228	256

综上所述，实证检验表明工业机器人应用显著缩小城乡收入差距。这一结论在采用双向固定

效应模型、多种工具变量、Heckman 二阶段模型、排除异质性较大的城市样本、更换变量衡量指标等多种内生性及稳健性检验方法后仍然成立，表明了本文基本结论的可信性。

五、机器人应用的影响机制分析

（一）机制检验：城、乡居民收入变化

为了直观地检验工业机器人应用是否显著影响城镇居民和农村居民的收入，本文直接对城镇居民收入与农村居民收入进行回归，结果见表 8 第（2）—（3）列，第（1）列为基准回归结果作为对照。结果发现工业机器人应用对城乡收入差距的缩小效应背后，具体表现为减少城镇居民收入的同时增加农村居民收入^①。

表 8 工业机器人应用水平对城乡收入差距影响的机制探究

变量	城乡收入差距	城镇居民收入*	农村居民收入
	(1)	(2)	(3)
工业机器人渗透度	-0.063*** (0.016)	-0.021*** (0.005)	0.009* (0.005)
控制变量	是	是	是
个体固定效应	是	是	是
年份固定效应	是	是	是
观测量	2 084	2 084	2 084
R ²	0.534	0.973	0.981
城市数量	271	271	271

注：被解释变量中的城镇居民收入和农村居民收入均已取对数。下表同

但在工业机器人绝大多数应用在城镇，工业机器人应用对居住在农村从事传统农业生产的农村居民影响微乎其微的现实背景下，如何解释工业机器人应用可以增加农村居民收入成为研究问题的难点。在梳理城乡收入差距研究与工业机器人影响研究的相关文献过程中，我们发现农村转移人口机制是城乡收入差距研究中的重要机制，同时农村转移人口作为中国低技能劳动力的主要来源，也是工业机器人影响劳动力研究的重要对象，因此农村转移人口机制成为连接工业机器人研究与城乡收入差距研究两支文献，解释工业机器人为何显著影响农村居民收入的最直接、最自然的机制。下文将对该机制展开实证分析。

（二）机制检验：利用微观数据进一步检验对农村转移人口的影响途径

为了更准确地识别作用机制，本文进一步结合微观个体数据进行实证检验，将流动人口数据（CMDS）与城市层面数据进行匹配，采用模型（4）直接验证工业机器人应用对农村转移人口收

^① 本文着重分析工业机器人应用增加农村居民收入的作用机制。一方面，已有实证研究发现工业机器人应用显著降低整体城镇居民收入（周广肃和丁相元，2022）。同时，也有很多研究发现工业机器人应用会显著降低工资收入水平（Acemoglu & Restrepo, 2022；王晓娟等，2022）。因此，本文更关注机器人应用增加居民收入的结果及机制。另一方面，工业机器人的岗位极化效应与岗位替代效应的争议点在于对低技能劳动力的作用不同，所以只有关注低技能劳动力主要成分的农村转移人口，才能进一步判断工业机器人对劳动力的两种效应孰强孰弱。

刘青等：工业机器人应用的共同富裕效应

人的提升作用^①。如果上述提出的理论机制成立，那么工业机器人应用会提高农村转移人口收入。

$$Work_{ijt} = \beta_0 + \beta_1 Robot_{jt} + \beta_2 PF_{ijt} + \beta_3 X_{jt}' + \varepsilon_{ijt} \quad (4)$$

式(4)中， $Work_{ijt}$ 表示城市j第i个流动人口在第t年的工作收入、工作时间、工作稳定性， $Robot_{jt}$ 为城市j在第t年的工业机器人应用水平， X_{jt} 为与上文一致的城市特征变量， PF_{ijt} 为个体特征变量，包括年龄、性别与受教育程度。

首先，由于本文研究的是本市机器人应用对本市城乡收入差距的影响，所以本节首先对同市跨县流动或者未流动的农村转移人口样本进行回归，此时城市j的第i个流动人口的属地同为本市j，属于本市农村转移人口。表9第(1)－(3)列为工业机器人应用对本市农村转移人口收入的回归结果，回归系数均显著为正，确保工业机器人应用可以通过提高本市农村转移人口收入，进而提高农村居民收入的理论机制。假说1得到验证。

表9 工业机器人应用对本地进城农民工的影响

变量	农村转移人口收入		
	(1)	(2)	(3)
工业机器人渗透度	1.138*** (0.036)	21.803*** (0.256)	1.530*** (0.146)
控制变量	是	是	是
年份	2011年*	2015年	2016年
观测量	1303	967	627
R ²	0.356	0.423	0.394

注：因为可获得的2011，2015，2016年的三年数据的收入统计口径均不同，不同年份之间的收入数据无法直接比较，所以实证检验对工作收入的影响时参考刘欢(2020)采用截面回归。

其次，我们使用所有流动类型的农村转移人口样本进行回归，探究工业机器人应用对一般农村转移人口的影响特点。现有文献通过研究中国工业企业数据(何小钢和刘叩明，2023)，制造业上市公司(王永钦和董雯，2020)，流动人口和本地居民(王永钦和董雯，2023)发现了提高低技能劳动力需求和工资的岗位极化效应，但还未有研究从城乡维度验证，低技能劳动力主要来源的农村转移人口是否也符合工业机器人的岗位极化理论。因此，本文使用所有流动类型的农村转移人口样本进行回归，探究农村转移人口在面对工业机器人应用时，是否符合现有研究发现的岗位极化效应。回归模型加入流动类型是否为跨市流动的控制变量。表10第(1)－(3)列为工业机器人应用对农村转移人口收入的回归结果，回归系数均显著为正，表明工业机器人应用可以显著提高所有在该市工作的农村转移人口收入，验证了工业机器人应用的岗位极化效应可以提升低技能劳动力工资的结论。表10第(4)－(6)列利用CMDS数据中其他就业指标展开分析。第(4)列以寄回家中收入为被解释变量，系数显著为正，最直接地证明了工业机器人应用能够通过提升农村转移人口寄回家中的收入，进而提升农村居民收入。同时，第(5)－(6)列分别以工作时长与工作稳定性作为被解释变量，发现工业机器人应用显著增加农村转移人口的工作时长与工作稳定性，进一步揭示工业机器人应用如何提高农村转移人口收入的微观机理

^① 收入数据做对数处理，并进行1%的缩尾。

表 10 工业机器人应用对一般农村转移人口的影响

变量	农村转移人口收入			寄回收入	工作时长	工作稳定性
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
工业机器人渗透度	3.065*** (0.098)	15.908*** (0.196)	2.997*** (0.071)	65.510*** (0.921)	0.967** (0.432)	0.335*** (0.013)
控制变量	是	是	是	是	是	是
年份	2011 年	2015 年	2016 年			
观测量	14 470	12 830	8 171	14 429	35 820	35 828
R ²	0.195	0.207	0.179	0.072	0.129	0.179

(三) 机制检验：检验对城乡收入差距的其他影响途径

工业机器人应用对城乡收入差距的影响机制不仅需要考虑工业机器人对劳动力本身的作用，还要考虑工业机器人对资本要素分配格局等维度的影响，进而作用于城乡收入差距。因此，本文在传统城乡收入差距研究框架下进一步探索其他工业机器人影响城乡收入差距的渠道。从文献综述与理论分析中发现，城乡人均固定资产投资差距与利润总额是影响城乡收入差距的重要因素，本小节分别实证检验工业机器人应用对城乡人均固定资产投资差距与利润总额的作用，回归结果见表 11 第 (1) — (2) 列，系数均显著为正，即工业机器人应用对城乡人均固定资产投资差距和利润总额均具有显著的正向作用。结合既有理论文献的发现，这意味着工业机器人应用通过提升城乡人均固定资产投资差距和利润总额的作用机制扩大城乡收入差距，研究假说 2—3 得到验证。

表 11 工业机器人应用对城乡收入差距的其他影响途径

变量	城乡人均投资差距	利润总额
	(1)	(2)
工业机器人渗透度	0.396* (0.221)	0.072** (0.032)
控制变量	是	是
个体固定效应	是	是
年份固定效应	是	是
观测量	886	2, 040
R ²	0.587	0.657
城市数量	262	271

六、进一步异质性分析

(一) 城市农业是否发达的异质性分析

工业机器人应用对农业发达程度不同的城市可能存在异质性作用。一方面农业发达的城市，农民进城务工的动机降低，更少农村转移人口在城镇工作，受到城镇工业机器人应用的影响更少。另一方面农业发达的城市，进城务工的劳动力往农村寄回收入的动机更低。因此，农业发达

刘青等：工业机器人应用的共同富裕效应

的城市应该比农业不发达的城市受工业机器人应用的影响更少，农村居民收入上升更少。本文按照第一产业产值是否高于平均值，将城市划分为农业发达城市（高于平均值）和农业不发达城市（低于平均值），构建工业机器人城市渗透度与是否为农业发达城市的交互项加入回归模型中，回归结果见表 12 第（1）—（3）列，表明在农业发达的城市^①，工业机器人应用对城乡收入差距与农村居民收入的影响更少，结论符合预期，假说 1 得到进一步的验证。

表 12 城市农业是否发达的异质性分析

变量	城乡收入差距	城镇居民收入	农村居民收入
	(1)	(2)	(3)
工业机器人渗透度 * 是否为农业发达城市	0.041*** (0.015)	-0.004 (0.004)	-0.014*** (0.004)
工业机器人渗透度	-0.071*** (0.015)	-0.021*** (0.005)	0.012** (0.005)
控制变量	是	是	是
个体固定效应	是	是	是
年份固定效应	是	是	是
观测量	2 084	2 084	2 084
R ²	0.542	0.973	0.981
城市数量	271	271	271

（二）高、低技术行业机器人应用的异质性影响

高技术行业与低技术行业应用机器人对劳动力的冲击具有异质性（王晓娟等，2022）。高技术行业应用机器人的动机可能是技术升级，低技术行业应用机器人的动机可能是节约劳动力成本。本小节探究高、低技术行业的机器人应用对城乡收入差距的异质性影响。以国家统计局的《高技术产业（制造业）分类（2017）》为标准，本文将制造业行业分为高技术组和低技术组，按照高技术行业就业人数占比是否高于平均值，将城市划分为高技术城市（高于平均值）和低技术城市（低于平均值），构建工业机器人城市渗透度与是否为高技术城市的交互项加入回归模型中。回归结果见表 13 第（1）—（3）列，发现高技术城市相比低技术城市的机器人应用，能够给城镇和农村居民带来更多收入，但是对城乡收入差距的异质性作用不明显。因此，从城、乡居民收入提升的角度来看，城市大力发展高技术行业、在高技术行业中应用更多工业机器人是更优的选择。

（三）高、低技能劳动力的异质性分析

工业机器人应用对不同技能程度的劳动力存在异质性作用（王永钦和董雯，2020）。工业机

^① 正文采用第一产业产值而非人均产值衡量农业发达程度的原因在于，第一产业产值衡量该城市的农业生产能力与农业规模经济，可以反映该城市的农业生产要素如土地、水源等，与农业生产体系如运输、市场等。一方面农业正从劳动密集型产业逐渐转向要素密集型产业，另一方面在中国农村作为劳动力蓄水池的背景下，农业发达程度往往不取决于从事农业的人数。当从事农业的人数相对农业生产要素足够少时，即使整体农业产值较低也会表现为人均产值高。同理，当从事农业的人数相对农业生产要素足够多时，即使整体农业产值较高也会表现为人均产值低。若以人均产值衡量农业发达程度则会误判这两种情况城市的农业发达程度。为了进一步排除对农业发达程度衡量标准的干扰，本文也采用人均农业产值进行衡量，同样也发现人均农业产值更高的城市的农村居民收入受机器人影响更少。

机器人应用可能为高技能劳动力提供了更优质的工作机会。本文将大学专科及以上学历的劳动力划分为高技能劳动力，高中及以下的劳动力划分为低技能劳动力，将工业机器人城市渗透度和是否为高技能劳动力的交互项加入应用于微观个体数据的回归模型（4），实证分析工业机器人应用对农村转移人口中不同技能劳动力的异质性作用，结果如表 14 所示。

表 13 高、低技术行业机器人应用的异质性影响

变量	城乡收入差距	城镇居民收入	农村居民收入
	(1)	(2)	(3)
工业机器人渗透度 * 高技术城市	0.002 (0.021)	0.015*** (0.005)	0.019*** (0.006)
工业机器人渗透度	-0.066* (0.035)	-0.040*** (0.008)	-0.016 (0.010)
控制变量	是	是	是
个体固定效应	是	是	是
年份固定效应	是	是	是
观测量	2 084	2 084	2 084
R ²	0.534	0.973	0.981
城市数量	271	271	271

表 14 高低技能劳动力的异质性分析

变量	农村转移人口收入	农村转移人口收入	农村转移人口收入	工作时长	工作稳定性	寄回收入
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
工业机器人渗透度 * 高技能劳动力	0.129*** (0.034)	0.039*** (0.012)	0.022** (0.010)	-1.607*** (0.286)	0.156*** (0.033)	-0.560*** (0.194)
工业机器人渗透度	3.117*** (0.097)	15.858*** (0.199)	7.423*** (0.102)	0.999** (0.433)	0.334*** (0.013)	65.961*** (0.953)
控制变量	是	是	是	是	是	是
年份	2011 年	2015 年	2016 年			
观测量	14 470	12 830	8 171	35 820	35 828	14 429
R ²	0.198	0.208	0.180	0.131	0.113	0.073

由上表得，工业机器人应用可以让高技能的农村转移人口获得更高质量的工作。表 14 第 (1) — (3) 列对收入进行回归，第 (4) 列对工作时长进行回归，第 (5) 列的结果对工作稳定性进行回归，结果表明高技能的农村转移人口相比之下可以在工作时间更少的情况下获得更高收入，并且工作稳定性更强。同时，第 (6) 列对寄回收入进行回归，得到的交互项系数为负，意味着高技能的农村转移人口寄回收入更少。这可能是由于高技能农村转移人口已经将农村家庭接到城里（69% 高技能劳动力寄回收入这一项数据为 0 或为空），也可能因为培养出高技能劳动力的农村家庭生活条件较好，寄回收入的动机更少。

七、研究结论与启示

以工业机器人为代表的人工智能技术是产业升级的重要方向，是带动经济增长的关键动力。如何在发展经济的同时兼顾经济平等是当下实现中国式现代化，迈向共同富裕的重要命题。本文基于城乡收入差距的角度研究工业机器人应用的共同富裕效应，丰富现有的工业机器人影响不同维度收入不平等的文献的同时，也结合工业机器人大规模应用的时代背景拓展了城乡收入差距相关研究。

本文通过 IFR 数据库构建工业机器人城市渗透度指标，在使用中国机器人进口数据验证指标有效性后，发现工业机器人应用水平提高会显著缩小城乡收入差距，控制其他变量不变的情况下，工业机器人城市渗透度增加一个标准差会使得样本期间城乡收入差距平均下降 3.3%。工业机器人应用减少城乡收入差距的机制是提升了农村转移人口收入。此外，工业机器人应用还通过扩大城乡人均固定资产投资差距和增加利润总额对城乡收入差距产生扩大作用，但整体上工业机器人应用对城乡收入差距仍表现出缩小的净效应。同时，在农业更发达的城市应用工业机器人对城乡收入差距的缩小作用更少，应用更多高技术行业机器人的城市可以使城镇居民和农村居民获得更多收入，农村转移人口中的高技能劳动力能够获得更多收入但寄回农村更少收入。

本文提出的针对性政策建议如下：第一，考虑到工业机器人应用在城乡收入差距方面的缩小净效应，政府应进一步制定鼓励工业机器人应用的政策，促进产业升级的同时推进城乡层面的共同富裕。第二，充分认识到“机器换人”中存在的极化现象，重点关注中等技能劳动力就业问题，提高对中等技能劳动力的教育投资，扩大高技能劳动力供给，鼓励高技术制造业发展，有利于实现共同富裕。第三，坚持推进乡村振兴战略，制定利好农业发展的政策，鼓励农业机器人的研发与应用，让先进的产业技术普及到农业领域，提高乡村物质资本积累，进一步缩小城乡收入差距。

参考文献

- 蔡禾等，2018：《中国劳动力动态调查：2017 年报告》，北京：社会科学文献出版社。
- 陈斌开、林毅夫，2013：《发展战略、城市化与中国城乡收入差距》，《中国社会科学》第 4 期。
- 陈晓华、邓贺、杜文，2024：《工业机器人应用会加剧中国城乡收入差距吗？》，《南京审计大学学报》第 1 期。
- 陈阳、王露、程亮，2023：《工业机器人应用、劳动力质量与共同富裕》，《统计学报》第 3 期。
- 程名望，2024：《工业机器人应用对城乡收入差距的影响》，《文化与传播》第 1 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。
- 何小钢、刘叩明，2023：《机器人、工作任务与就业极化效应——来自中国工业企业的证据》，《数量经济技术经济研究》第 4 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。
- 李实、岳希明、史泰丽、佐藤宏，2019：《中国收入分配格局的最新变化》，《劳动经济研究》第 1 期。
- 李晓春、杨彩姣，2018：《农民工汇款与城乡收入差距的关联研究》，《经济科学》第 6 期。
- 刘欢，2020：《工业智能化如何影响城乡收入差距——来自农业转移劳动力就业视角的解释》，《中国农村经济》第 5 期。
- 陆铭，2016：《大国大城——当代中国的统一、发展与平衡》，上海：上海人民出版社。
- 陆铭、陈钊，2004：《城市化、城市倾向的经济政策与城乡收入差距》，《经济研究》第 6 期。
- 马斌、张富饶，2008：《城乡居民收入差距影响因素实证分析》，《中国农村经济》第 2 期。

- 马红旗、黄桂田、王韧, 2017:《物质资本的积累对我国城乡收入差距的影响——基于资本—技能互补视角》,《管理世界》第4期。
- 马述忠、吴鹏、潘钢健, 2023:《机器人渗透对城乡收入影响的异质性研究——基于劳动力流动视角》,《浙江大学学报(人文社会科学版)》第7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。
- 王少平、欧阳志刚, 2007:《我国城乡收入差距的度量及其对经济增长的效应》,《经济研究》第10期。
- 王晓娟、朱喜安、王颖, 2022:《工业机器人应用对制造业就业的影响效应研究》,《数量经济技术经济研究》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。
- 王永钦、董雯, 2023:《人机之间:机器人兴起对中国劳动者收入的影响》,《世界经济》第7期。
- 许健、季康先、刘晓亭、夏炎, 2022:《工业机器人应用、性别工资差距与共同富裕》,《数量经济技术经济研究》第9期。
- 叶志强、陈习定、张顺明, 2011:《金融发展能减少城乡收入差距吗?——来自中国的证据》,《金融研究》第2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。
- 周广肃、丁相元, 2022:《工业机器人应用对城镇居民收入差距的影响》,《数量经济技术经济研究》第1期。
- Acemoglu, D., and P. Restrepo, 2018, “Artificial Intelligence, Automation and Work”, in *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda*, edited by A. Agrawal, J. Gans, and A. Goldfarb, Chicago: University of Chicago Press.
- Acemoglu, D., and P. Restrepo, 2020, “Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets”, *Journal of Political Economy*, 128 (6): 2188 - 2244.
- Acemoglu, D., and P. Restrepo, 2022, “Demographics and Automation.”, *Review of Economic Studies*, 89 (1): 1 - 44.
- Autor, D., L. Katz, and M. Kearney, 2006, “The Polarization of the U. S. Labor Market.”, *The American Economic Review*, 96 (2): 189 - 194.
- Graetz, G., and G. Michaels, 2018, “Robots at Work”, *Review of Economics and Statistics*, 100 (5): 753 - 768.
- He, H., and Liu, Z., 2008, “Investment-specific technological change, skill accumulation, and wage inequality”, *Review of Economic Dynamics*, 11 (2): 314 - 334.
- Krusell, P., L. Ohanian, J. Rios-Rull, and G. Violante, 2000, “Capital-Skill Complementarity and Inequality: A Macroeconomic Analysis.”, *Econometrica*, 68 (5): 1029 - 1053.
- Lewbel, A., 2012, “Using Heteroscedasticity to Identify and Estimate Mismeasured and Endogenous Regressor Models.”, *Journal of Business & Economic Statistics*, 30 (1): 67 - 80.
- Prettner, K., and H. Strulik, 2017, “The Lost Race against the Machine: Automation, Education and Inequality in an R&D-based Growth Model”, Hohenheim Discussion Papers in Business, Economics and Social Sciences 08-2017, University of Hohenheim, Faculty of Business, Economics and Social Sciences.
- Sachs, J., and L. Kotlikoff, 2012, “Smart Machines and Long-term Misery”, NBER Working Paper No. 18629.

The Effect of Industrial Robot Applications on Common Prosperity

—From the Perspective of the Urban-Rural Income Gap

Liu Qing^{1,2} Chen Zhengyu¹ Xiao Baigao³

- (1. School of Economics, Renmin University of China;
2. National Academy of Development and Strategy, Renmin University of China;
3. School of Economics and Trade, Hunan University)

Summary: The report of the 20th National Congress of the Communist Party of China emphasizes the modernization of China as one that leads to common prosperity for all, with a focus on promoting urban-rural integration and coordinated regional development. This paper examines the impact of industrial robot application on urban-rural income gap in the context of the advent of the intelligent manufacturing era and China's sustained lead in the installation and stock of industrial robots worldwide. Utilizing panel data from 271 cities across China, the study reveals significant insights into the relationship between industrial automation and urban-rural inequality.

Our findings are summarized as follows. First, the application of industrial robots significantly narrows the urban-rural income gap. A one standard deviation increase in the density of industrial robot installations can lead to an average reduction of 3.3% in the urban-rural income gap over the sample period. Second, industrial robots enhance the income of rural migrant workers, thereby reducing income disparity. However, there is also an effect that widens the gap by increasing the disparity in urban-rural fixed asset investment per capita and total profits, but the overall net effect is to reduce the urban-rural income gap. Third, Heterogeneity analysis shows that the application of robots in cities with more developed agriculture has a lesser effect on reducing urban-rural income gap. In cities with a higher concentration of high-tech industries, the application of robots leads to increased income for both urban and rural residents. Furthermore, the application of robots allows high-skilled migrant workers to earn more but remit less back to rural areas.

The marginal contributions are as follows: Firstly, it explores the impact of industrial robot application on urban-rural income gap against the backdrop of China's industrial robot boom and the urban-rural divide, providing crucial evidence that technological progress may positively contribute to common prosperity. Secondly, the study explains the micro-mechanism of how industrial robot application affects urban-rural income disparity, offering micro-level evidence for macro-outcomes. Thirdly, the study's mechanism indicates that the impact of industrial robot application on urban-rural income gap is bidirectional, with both "expanding" and "narrowing" effects, but the net effect is the latter. This finding aids in enhancing the "narrowing effect" of industrial robot application on urban-rural income gap and suppressing the "expanding effect," thereby better serving the common prosperity of urban and rural areas.

Key words: Industrial Robot Applications; Rural Migrant; Urban-Rural Income Gap; Common Prosperity