

工业机器人应用对城镇居民 收入差距的影响^①

周广肃¹ 丁相元²

(1. 中国人民大学劳动人事学院; 2. 北京大学国家发展研究院)

研究目标: 实证研究工业机器人应用对城镇居民收入差距的影响, 并对相关影响机制进行探讨。**研究方法:** 运用双向固定效应模型、工具变量等方法进行因果推断。**研究发现:** 工业机器人的应用显著拉大了城镇居民的收入差距, 通过多种稳健性检验和内生性处理后, 结论仍然成立。机制分析表明, 工业机器人的应用通过对劳动力市场中不同群体就业机会和工资水平的异质性影响进而对整体的收入差距产生作用。此外, 分样本回归发现, 工业机器人引起的收入差距扩大作用更多地表现在低收入、低教育地区。**研究创新:** 首次利用中国家庭追踪调查和工业机器人使用数据进行研究, 并对相关机制进行深入探究。**研究价值:** 从劳动力市场的角度进行分析并为政府决策提供参考。

关键词 人工智能 工业机器人 收入差距 劳动力市场

中图分类号 F061.3 **文献标识码** A

引 言

近年来, 随着新技术的发展和应用, 人工智能的相关研究引起了学术界和政府部门越来越多的关注。作为一种新型的通用目的技术, 人工智能能够广泛应用于经济社会的多个方面并发挥重要作用 (Trajtenberg, 2018)。中国在人工智能蓬勃发展的初期便对其高度关注, 先后出台多项相关政策, 试图在新的科技革命中抢占先机。2017年7月, 国务院发布《新一代人工智能发展规划》, 进一步明确了新一代人工智能发展的战略目标和重点任务。2019年的政府工作报告中也强调“要打造工业互联网平台, 拓展‘智能+’, 为制造业转型升级赋能”。预计在未来几年, 中国的人工智能技术及相关产业将继续保持高速发展 (曹静和周亚林, 2018), 并且占据更加重要的位置。

人工智能作为人类智能的延伸和扩展, 促进了劳动生产率和全要素生产率的提高 (Brynjolfsson 等, 2011; Gractz 和 Michaels, 2015), 并且推动了高水平、高质量的经济增长。但不容忽视的是, 伴随着人工智能的发展, 工业机器人等自动化技术也得以广泛应用, 进而对劳动力市场产生了明显的冲击。一方面, 工业机器人可能会对劳动要素产生明显的替代作

^① 本文获得中国人民大学科学研究基金项目“我国收入分配问题专题研究”(21XNLG03)的资助, 感谢匿名审稿人的宝贵意见, 当然文责自负。通讯作者: 丁相元。

用,从而对劳动力的就业产生负向影响(Frey和Osborne,2017;Acemoglu和Restrepo,2021);另一方面,工业机器人也可能通过降低企业成本、促进衍生行业发展等途径使相关产业的就业数量提高(Mokyr等,2015;David和Benjamin,2017),即互补效应和创造效应。然而,人工智能的发展和工业机器人的应用究竟对劳动力市场产生何种影响,取决于上述几种效应的相对大小。

更为重要的是,人工智能的发展和工业机器人的应用对不同行业 and 不同特征的劳动群体产生的影响存在明显的差异,进而会对最终的收入分配格局产生深刻影响。首先,从劳动力市场内部看,人工智能发展以及工业机器人应用产生的影响具有一定的技能倾向性,与高技能、高收入人群相比,处于收入底层的低技能人群面临更高的被自动化技术替代的风险(Brynjolfsson和McAfee,2014;Zhou等,2020;周广肃等,2021)。同时,伴随着“岗位极化”等现象的发生(Goos和Manning,2007;Michaels等,2014),原有劳动力市场结构将被打破,不同群体间的就业机会和工资水平产生差异化变动,因此收入差距也随之改变。其次,从宏观层面看,随着工业机器人对一般劳动力的替代,资本深化的程度进一步加剧,劳动收入份额随之下降(Autor,2014;DeCanio,2016),更多的财富可能集中到少数资本所有者手中,从而加剧了收入差距的扩大。最后,从国际视角看,与处于技术上游的发达国家相比,发展中国家的比较优势通常在于劳动密集型产业,因而面临更多的岗位被工业机器人替代的风险(Frey等,2016),相对工资水平也可能随之下降,最终影响了发展中国家与发达国家的收入差距变化。

目前,国内已有文献大多集中于人工智能的发展和工业机器人的应用对经济增长和劳动力就业影响的定性分析(王君等,2017;曹静和周亚林,2018;杨伟国等,2018),对收入差距影响的定量研究较为缺乏。少有的分析人工智能发展以及工业机器人应用对收入差距影响的研究大多只是从文献总结和理论分析角度进行讨论(郭凯明,2019;蔡跃洲和陈楠,2019),而邓翔和黄志(2019)、余玲铮等(2019、2021)、王永钦和董文(2020)则分别使用行业面板数据和企业微观数据实证探究了工业机器人对行业收入差距、企业收入分配以及劳动力市场的影响。因此,使用严谨科学的实证方法进一步研究工业机器人应用对整体城镇人群收入差距的影响及作用机制,不仅可以更为科学地评估人工智能以及工业机器人自动化技术发展所产生的收入分配效应,而且还可以为相关政策制定提供参考借鉴,具有重要的理论价值和现实意义。

本文首次使用中国家庭动态跟踪调查(CFPS)2012年、2014年和2016年三轮调查形成的面板数据,探究了工业机器人应用对城镇居民收入差距的影响。估计结果显示,工业机器人应用水平的提高会显著拉大城镇居民的收入差距,地区工业机器人数量每增加1000台,城镇居民收入基尼系数显著增加0.055,具有显著的经济效果。进一步使用工具变量法对潜在的内生性问题进行处理,并进行多种稳健性检验后,所得结论保持不变。机制分析表明,工业机器人应用通过对劳动力市场中不同群体就业机会和工资水平产生的异质性影响,加剧了整体城镇居民收入差距扩大。此外,相关异质性分析表明,工业机器人应用引起的收入差距扩大主要表现在低收入、低教育的地区。

本文整体结构安排如下:第一部分对工业机器人应用影响收入差距的相关文献进行梳理总结;第二部分介绍本文所使用的数据、实证模型和变量定义;第三部分汇报实证结果并进行稳健性检验;第四部分进一步探究工业机器人应用影响收入差距的机制,并进行异质性分析;第五部分总结全文并提出相关政策建议。

一、文献综述

伴随着人工智能这一引领新一轮科技革命和产业升级的前沿技术的发展,工业机器人等自动化技术的广泛应用对当前的收入分配格局造成了广泛而深远的影响。通过对相关文献的梳理,我们认为工业机器人应用可能通过以下渠道对收入差距产生作用。

首先,从劳动力市场层面,工业机器人等自动化技术的应用使生产过程的成本不断下降,相对成本的变动促进了技术要素对劳动要素的替代,甚至导致部分就业岗位的直接消失,从而对劳动力就业和收入产生了明显的负向冲击(Autor和Dorn,2013;Acemoglu和Restrepo,2020)。Susskind(2017)通过构建任务模型,发现智能机器的大量使用会明显降低劳动者特别是低技能劳动群体的工资收入,同时可能会导致技术性失业的发生。Frey和Osborne(2017)基于美国劳动部的数据,对702种职业可能被自动化技术替代的概率进行测算,发现47%的职业都存在被替代的风险。王永钦和董雯(2020)使用中国行业机器人应用数据和制造业上市公司微观数据进行实证研究发现,机器人应用对企业的劳动力需求产生一定的替代效应,工业机器人渗透度每增加1%,企业的劳动力需求下降0.18%。但也有一些学者发现工业机器人的替代效应并不十分明显(Arntz等,2016),甚至也可能通过降低企业成本、促进衍生行业发展等途径使相关产业对劳动力需求的数量提高,进而促进就业增长(Mokyr等,2015;David和Benjamin,2017)。

虽然工业机器人应用对劳动力市场的整体影响尚未有明确结论,但由于行业特征和人群素质的不同,工业机器人应用对不同群体的影响存在明显的差异性,从而导致劳动力市场内部收入分配的失衡。已有研究表明,工业机器人等自动化技术的应用具有明显的技能倾向性,低技能岗位更容易被自动化技术替代,导致市场对处于该岗位的低收入人群需求下降(Brynjolfsson和McAfee,2014;Acemoglu和Restrepo,2021)。Zhou等(2020)计算了不同职业的智能化实际替代概率,结果表明自动化技术对低教育和低收入劳动力的替代效应较大。与之相反的是,工业机器人应用带来的企业成本降低和产业规模扩大会促进企业加强对技术创新的投入,推动了自动化技术相关岗位和衍生行业发展,反而增加了对高技能、高教育劳动力的需求(Furman和Seamans,2019)。低技能群体本就面临工业机器人等自动化技术对工资水平的负向影响,在就业岗位调整后,内部竞争更加激烈,进而可能导致高技能群体与低技能群体间的收入差距不断扩大(Hemous和Olsen,2014)。余玲铮等(2021)从任务属性的角度出现,通过构建“机器人—工作任务”模型进行研究发现,机器人对执行不同任务的工人具有不同的替代弹性,机器人的引入能够促使工作需求从常规任务工人转移到非常规任务工人,进而使得这两类任务工作人群的工资差距拉大。

其次,从宏观层面看,劳动收入份额主要受到经济结构转型、有偏技术进步以及产品和要素市场扭曲这三方面因素的影响(白重恩和钱震杰,2010;王晓霞和白重恩,2014)。而随着大量劳动力被工业机器人等自动化技术替代(Manyika等,2017),资本深化程度进一步提高,劳动报酬不断下降,原有“卡尔多典型事实”中的稳态被打破。Fleck等(2011)通过研究发现,进入21世纪以来美国国内制造业的自动化使得劳动报酬在国民收入中的占比持续下降。Karabarbounis和Neiman(2014)基于对全球56个国家的分析发现,信息技术的进步将导致大多数国家中的劳动力收入份额出现下滑。而与之相对的是,资本报酬在经济收入中的比重持续升高,更多的财富集中到少数资本所有者手中(Brynjolfsson等,2014;Berg等,2016),最终加剧了资本所有者和一般劳动力之间的收入差距。Benzell等(2015)通过构建两阶段世代交替

模型 (OLG) 发现, 随着时间推移, 人工智能及自动化技术带来的生产率提高会使资产在国民收入中的份额上升, 而劳动所占份额不断下降, 从而使后代贫困。余玲铮等 (2019) 基于广东企业调查数据实证研究同样发现, 由于机器人促进劳动生产率的增长幅度高于工资率, 最终使劳动收入份额下降。郭凯明 (2019) 则强调, 人工智能发展对劳动收入份额的影响方向取决于产业属性, 当资本密集型产业扩张时, 制造业的劳动收入份额会随之下降。

最后, 从国际视角看, 工业机器人等自动化技术的应用对劳动就业的影响与该国的收入和科技水平密切相关 (Frey 等, 2016), 与处于技术上游的发达国家相比, 发展中国家存在更多的岗位面临被工业机器人替代的风险 (Rodrik, 2016)。在中国, Chen 和 Xu (2018) 使用与 Frey 和 Osborne (2017) 相同的方法进行估计, 发现总就业人口的约 77% 会在未来 20 年中遭受到自动化技术的冲击, 与美国的 47% 相比增加了约 1/3。World Bank (2016) 出版的《机器人与发展中国家工业化》报告同样指出, 发展中国家作为一个整体, 正在经历被自动化替代的岗位数量要远超出发达国家, 未来可能将有近七成的工作岗位消失。而劳动就业岗位被工业机器人大量替代将降低这些国家的相对工资水平, 进而影响国际产出的分配, 最终进一步增大世界范围内不同发展水平国家间的收入差距 (Berg 等, 2016; 谢璐等, 2019)。

与已有文献相比, 本文的主要贡献在于以下几点: 首先, 本文使用 CFPS 的 2012 年、2014 年和 2016 年的微观个体数据进行实证研究, 样本较新且更具全国代表性, 有效弥补了以往文献仅使用企业或行业数据进行实证研究的不足。其次, 使用面板数据双向固定效应模型和工具变量法等多种方法对关键变量的内生性问题进行处理, 尽量避免估计偏误的产生。最后, 基于已有文献提出的相关理论, 本文还从劳动力市场的层面对工业机器人应用影响收入差距的机制做了进一步探究。

二、数据与实证方法

1. 数据描述

本文所使用的微观数据主要来自中国家庭追踪调查 (China Family Panel Studies, CFPS)。CFPS 是由北京大学中国社会科学调查中心实施的两年一次的跟踪调查, 旨在通过收集有全国代表性的村居、家庭和家庭成员的信息, 来全面反映中国经济发展和社会变迁的现状, 为学术研究和公共政策分析提供数据基础。CFPS 在 2008 年和 2009 年分别对北京、上海、广东三地进行预调查和追踪调查之后, 于 2010 年正式开展第一期全国层面的调查。CFPS2010 年的调查样本涉及全国 25 个省份 162 个区县 635 个村庄 (社区) 的约 16000 个家庭, 其分层多阶段的概率抽样方式使得样本具有较好的代表性 (Xie 和 Lu, 2015)。2012 年、2014 年和 2016 年的追踪调查对其中 80% 以上的家庭进行了追访。

由于 2010 年的问卷中收入部分的设计与后续调查问卷存在一定差异, 因此为保证统计口径和统计指标的可比性, 在这里我们仅关注具有 2012 年、2014 年和 2016 年三期观测值的全国代表性样本。与此同时, 考虑到工业机器人应用对劳动力市场产生的影响主要集中于城镇地区, 我们进一步将研究对象限定为城镇居民, 并在测度收入差距时, 使用该城市中的所有城镇居民样本 (基于国家统计局资料的城乡分类, 主要根据受访人常住地筛选) 进行计算, 以保证度量的全面性和准确性。而在个体层面进行机制研究时, 为了保证个体没有因年龄限制退出劳动力市场, 我们将样本进一步限制在那些在调查年份年龄小于等于 60 岁 (处于适龄劳动阶段) 的个体。因此, 个体回归分析的样本包括 98 个城市 3245 个城镇居民 2012 年、2014 年和 2016 年三期的观测数据。

此外,我们基于公开发布的统计信息自行收集了与CFPS微观数据库相匹配的城市层面工业机器人使用数据,数据来源主要为国际机器人联合会(IFR)。

2. 模型设定与关键变量构造

由于潜在遗漏变量是引发内生性问题的主要原因之一,而本文所使用的数据具有面板特征,可以通过控制城市层面的固定效应来尽可能消除那些不随时间变化的遗漏变量的影响,因此建立双向固定效应模型如下:

$$IncomeGap_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 \times Robot_{i,t} + \beta_2 \times X_{i,t} + \beta_3 \times Z_{i,t} + \theta_i + \mu_t + \varepsilon_{i,t} \quad (1)$$

其中, $IncomeGap_{i,t}$ 表示第 i 个城市在第 t 年的城镇居民收入差距, $Robot_{i,t}$ 表示该城市在第 t 年的工业机器人应用情况, $X_{i,t}$ 表示城市层面的经济特征控制变量, $Z_{i,t}$ 表示城市层面的人口特征控制变量, θ_i 表示城市固定效应, μ_t 表示年份固定效应, $\varepsilon_{i,t}$ 为随机扰动项。城市固定效应可以控制城市不随时间变化的固有特征,年份固定效应则可以控制居民收入差距发展的时间趋势。此外,由于收入差距这一被解释变量是在城市层面计算得到的,考虑到同一省份内不同城市随机扰动项 $\varepsilon_{i,t}$ 之间的相关性,我们在估计中使用省份层面的聚类标准误进行显著性检验(Cameron和Miller, 2015)。

CFPS数据的抽样方法经过严格设计,涵盖了家庭层面和个体层面详细的收入信息,且每轮调查具有较好的可比性。为了准确度量收入不平等程度,避免问卷结构变动带来的干扰,我们选取了可比的“家庭人均工资性收入”指标在城市层面计算基尼系数,作为本文的被解释变量。计算结果显示,2012年全国各样本城市城镇居民的平均基尼系数为0.349,2014年上升为0.372,2016年降低到0.368,与国家统计局数据显示的趋势基本一致。由于基尼系数在测度收入差距时,对收入底层群体的敏感度较差(欧阳葵和王国成, 2014),故我们进一步计算了不同取值的广义熵(GE)指数作为补充的被解释变量进行稳健性检验,以尽可能准确表征城镇居民的收入差距水平。

本文对工业机器人应用水平的定义同样是在城市层面进行的,参考前人处理方法(Graetz和Michaels, 2015),我们选取地区工业机器人使用数量作为衡量工业机器人应用水平的关键解释变量。表1的数据显示,2012年全国各样本城市的平均工业机器人数量约为246台,2014年增加到455台,2016年进一步增加到876台,呈每两年扩大一倍的速度增长。

为尽可能控制遗漏变量的影响,本文使用的控制变量主要分为经济特征变量和人口特征变量两类。前者包括GDP对数、地区人均收入对数、公共财政收入、工业企业数、企业利润总额和工业总产值与GDP比;后者包括男性占比、平均年龄和平均受教育年限等。在回归中,我们依次加入经济特征变量和人口特征变量,以验证关键解释变量估计结果的稳健性。各类变量的描述性统计见表1。

表1 城市层面变量的描述性统计

变量名称	2012年		2014年		2016年		
	观测值	均值	标准差	均值	标准差	均值	标准差
被解释变量							
基尼系数	98	0.349	0.060	0.372	0.066	0.368	0.062
GE (2)	98	0.227	0.097	0.268	0.147	0.261	0.108
GE (1)	98	0.215	0.076	0.245	0.098	0.238	0.085

(续)

变量名称	观测值	2012年		2014年		2016年	
		均值	标准差	均值	标准差	均值	标准差
GE (0)	98	0.282	0.142	0.314	0.146	0.297	0.134
核心解释变量							
工业机器人数量 (千台)	98	0.246	0.217	0.455	0.405	0.876	0.791
工具变量	98	0.018	0.016	0.035	0.031	0.062	0.056
经济特征控制变量							
GDP 对数	91	0.173	0.131	0.206	0.156	0.216	0.167
地区人均收入对数	91	8.872	0.371	9.067	0.431	9.283	0.411
公共财政收入	91	0.150	0.170	0.206	0.228	0.225	0.258
企业利润总额	91	0.023	0.024	0.024	0.024	0.022	0.024
工业企业数 (万家)	91	0.122	0.122	0.137	0.132	0.135	0.127
工业总产值与 GDP 比	91	1.550	0.501	1.539	0.502	1.459	0.555
人口特征控制变量							
男性占比	98	0.484	0.035	0.482	0.035	0.479	0.035
平均年龄	98	44.220	3.787	46.490	3.793	46.770	3.634
平均受教育年限	98	8.089	1.680	8.189	1.685	8.249	1.623
健康人群占比	98	0.671	0.109	0.713	0.100	0.677	0.088
适龄劳动人口占比	98	0.819	0.0777	0.882	0.0784	0.871	0.0863

此外,为进一步探究工业机器人应用对收入差距的影响机制,本文还使用了98个城市3245个处于适龄劳动阶段城镇居民2012年、2014年和2016年三期的观测数据,个体层次的描述性统计见表2。

表2 个体层面变量的描述性统计

	观测值	2012年		2014年		2016年	
		均值	标准差	均值	标准差	均值	标准差
人均工资性收入对数	3243	7.185	3.699	7.981	3.008	8.039	3.250
就业 (有工作=1)	3016	0.900	0.300	0.981	0.136	0.981	0.137
性别 (男性=1)	3237	0.548	0.498	0.548	0.498	0.548	0.498
年龄	3245	37.760	10.630	39.760	10.630	41.840	10.610
受教育年限	3244	9.190	4.061	9.417	4.032	9.466	4.231
健康情况 (健康=1)	3244	0.748	0.434	0.798	0.402	0.742	0.438

三、实证分析结果

1. 基准回归结果

首先,我们分析工业机器人应用对于收入差距的整体影响。表3汇报了使用双向固定效应模型对(1)式进行估计的结果,表中显示了各个变量的系数值及由对应的省级层面聚类标准误计算得到的 t 值。第(1)列只加入了关键解释变量工业机器人数量和经济特征控制

变量,第(2)、(3)列在此基础上进一步加入人口特征控制变量。通过第(1)~(3)列结果的对比可以发现,在不同的模型设定形式下,关键解释变量系数的显著性和大小比较稳定。这些结果表明,工业机器人应用水平的提高显著加剧了城镇居民收入差距的扩大。以第(3)列为例,工业机器人数量每增加1000台,城镇居民收入基尼系数显著增加约0.055,具有显著的经济效果。

从控制变量的回归结果来看,城市层面经济特征变量对收入差距的影响较为明显。其中地区GDP发展水平对城镇居民收入差距的缓解有显著促进作用,而企业利润的提高则显著加剧了城镇居民内部的收入差距。

表3 工业机器人应用对收入差距的影响:基准回归结果

变 量	(1)	(2)	(3)
	GINI		
工业机器人数量	0.055* (1.95)	0.053* (1.85)	0.055* (2.02)
GDP对数	-0.955** (-2.42)	-0.886* (-2.07)	-0.745** (-2.16)
利润总额	2.120*** (4.03)	1.991*** (3.25)	1.876*** (3.73)
公共财政收入	-0.057 (-0.70)	-0.064 (-0.75)	-0.123 (-1.60)
工业企业数	-0.133 (-0.42)	-0.156 (-0.50)	-0.126 (-0.46)
工业总产值与GDP比	-0.010 (-0.47)	-0.007 (-0.35)	-0.008 (-0.49)
地区人均收入对数	-0.022 (-1.01)	-0.019 (-0.75)	-0.015 (-0.66)
男性占比		-0.080 (-0.72)	-0.033 (-0.30)
平均年龄		(-0.72) 0.001	(-0.30) -0.001
平均受教育年限		0.001 (0.44)	-0.001 (-0.32)
健康人群占比			-0.004 (-0.35)
适龄劳动人口占比			-0.190 (-1.14)
年份固定效应	是	是	是
个体固定效应	是	是	是
观测值	266	266	266
R ²	0.088	0.094	0.128
城市数量	91	91	91

注:括号内为根据省份层面的聚类标准误计算的t值,*、**、***分别表示在10%、5%、1%水平下显著。

2. 稳健性检验

(1) 使用 FGLS 和 PCSE 模型。考虑到面板数据可能存在的同期相关和组间异方差问题，我们参照已有文献的处理方法（赵伟和隋月红，2015），分别运用可行的广义最小二乘法（FGLS）和面板校正标准误（PCSE）两种方法对面板误差结构进行处理，以检验回归结果的有效性和稳健性。在表 4 汇报的回归结果中，可以发现在对面板数据的误差进行修正后，关键解释变量估计系数的大小和方向与基准结果基本一致，且对不同的计量方法敏感性较低，具有较好的稳健性。

表 4 稳健性检验：FGLS 和 PCSE 模型

变 量	(1)	(2)	(3)	(4)
	GINI			
估计方法	FGLS		PCSE	
工业机器人数量	0.068*** (6.97)	0.060*** (5.02)	0.055** (2.19)	0.055** (2.30)
经济特征	是	是	是	是
人口特征	否	是	否	是
年份固定效应	是	是	是	是
个体固定效应	是	是	是	是
观测值	266	266	266	266
Wald chi2	2825.70	1207.93	2419.62	1037.56
Prob>chi2	0.000	0.000	0.000	0.000
城市数量	91	91	91	91

注：括号内为根据标准误计算的 t 值，*、**、*** 分别表示在 10%、5%、1% 水平下显著。

(2) 使用不同的收入差距测度指标。由于基尼系数计算方式本身存在一定的局限性，其在测度收入差距时对低收入群体的敏感度较差，不能较好地反映整体的福利水平（欧阳葵和王国成，2014）。而广义熵指数 GE (a) 作为一种反映地区收入差距的优良指标，能够对不同组间的收入差距有一个较为全面的度量（Jenkins，2009）。为验证本文研究结果的稳健性，我们在表 5 中使用 GE (2)、GE (1) 和 GE (0) 三个广义熵指数作为替代变量进行回归。结果表明，在不同的模型设定形式下，无论 GE (a) 中 a 取何值，工业机器人应用水平的提高均会显著增大城镇居民间的收入差距，与表 3 中使用基尼系数作为被解释变量时得到的结论相符，说明回归结果较为稳健。

表 5 稳健性检验：广义熵指数

变 量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	GE (2)		GE (1)		GE (0)	
工业机器人数量	0.076* (1.82)	0.079* (1.99)	0.074** (2.10)	0.077** (2.29)	0.102* (1.82)	0.106* (1.98)
经济特征	是	是	是	是	是	是
人口特征	否	是	否	是	否	是

(续)

变 量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	GE (2)		GE (1)		GE (0)	
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
个体固定效应	是	是	是	是	是	是
观测值	266	266	266	266	266	266
R ²	0.100	0.118	0.096	0.131	0.070	0.104
城市数量	91	91	91	91	91	91

注：括号内为根据省份层面的聚类标准误计算的 t 值，*、**、*** 分别表示在 10%、5%、1% 水平下显著。

此外，GE (a) 中参数 a 取值不同代表这一指标对收入分配不同部分的收入差异的敏感性，a 的值越小，该指标对收入分布底部的差异就越敏感。通过比较各列结果可以发现，与 GE (1) 相比，GE (2) 和 GE (0) 作为替代变量时得到的回归系数数值更大，说明工业机器人应用对低收入和高收入这两个收入极端群体具有更加显著的收入差距拉大作用，尤其是对低收入人群的影响最为明显。

(3) 使用工业机器人数量的对数值。通过数据可以发现，工业机器人应用水平在不同城市差异较大，为了减少极端值的影响，我们选取关键解释变量工业机器人数量的对数值作为被解释变量，运用双向固定效应模型再次进行回归，结果如表 6 所示。通过 (1) ~ (4) 列比较可以发现，在控制经济特征和人口特征的情况下，关键解释变量取对数值后得到的结果与前文依然保持一致，进一步说明了结论的稳健性。

表 6 稳健性检验：工业机器人数量的对数值

变 量	(1)	(2)	(3)	(4)
	GINI	GE (2)	GE (1)	GE (0)
工业机器人数量对数值	0.234** (2.49)	0.336* (1.93)	0.292** (2.26)	0.406* (1.92)
经济特征	是	是	是	是
人口特征	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是
个体固定效应	是	是	是	是
观测值	266	266	266	266
R ²	0.191	0.211	0.208	0.171
城市数量	91	91	91	91

注：括号内为根据省份层面的聚类标准误计算的 t 值，*、**、*** 分别表示在 10%、5%、1% 水平下显著。

3. 滞后效应和工具变量法

然而，以上基准回归结果中可能存在潜在的内生性问题。一方面，某些无法观测的城市层面的特征变量可能既会影响城镇居民收入差距水平，又会对地区工业机器人的应用水平造成影响，从而产生遗漏变量问题。另一方面，地区收入差距水平可能会反过来影响当地的经济质量，并且进一步影响该地区工业机器人应用水平的发展，从而产生反向因果问题。

这些原因均可能导致关键变量的内生性，使得估计结果出现偏误。而面板数据双向固定效应模型仅能克服那些不随时间变化的遗漏变量导致的内生性问题，无法解决由反向因果引起的内生性问题。为此，我们根据滞后一期的工业机器人数量构造了本节所使用的工具变量，通过估计影响的滞后效应以及工具变量法进一步解决内生性问题（Bellemarc 等，2017）。

表 7 汇报了滞后效应的回归结果，其中第（1）～（4）列的被解释变量分别为基尼系数、GE（2）、GE（1）和 GE（0），经济特征变量和人口特征变量的选择与表 3 一致。结果表明，选用滞后期的工业机器人数量作为核心解释变量时，工业机器人应用水平的提高仍会显著加剧城镇居民的收入差距，而且这种作用对于低收入群体收入差异的拉大作用更明显。

表 7 工业机器人应用对收入差距的影响：滞后效应

变 量	(1)	(2)	(3)	(4)
	GINI	GE (2)	GE (1)	GE (0)
工业机器人数量	0.0702* (1.761)	0.0998 (1.645)	0.0984* (1.979)	0.1449* (1.970)
经济特征	是	是	是	是
人口特征	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是
个体固定效应	是	是	是	是
观测值	266	266	266	266
R ²	0.121	0.106	0.120	0.087
城市数量	91	91	91	91

注：括号内为根据省份层面的聚类标准误计算的 t 值，*、**、*** 分别表示在 10%、5%、1% 水平下显著。

表 8 汇报了基于滞后效应模型设定的工具变量法得到的结果，其中 A、B 部分分别为两步法二阶段回归和一阶段回归的结果。从一阶段回归结果看，滞后项工具变量的系数在 1% 水平下显著，一阶段 F 值远远大于 10，排除了弱工具变量的可能性。二阶段的回归结果表明，在使用工具变量克服了潜在内生性问题后，仍发现工业机器人应用水平的提高对城镇居民收入差距的加剧有显著促进作用，说明本文结论具有较强的稳健性。

表 8 工业机器人应用对收入差距的影响：工具变量法

变 量	(1)	(2)	(3)	(4)
	A. 二阶段回归结果			
	GINI	GE (2)	GE (1)	GE (0)
工业机器人数量	0.0511* (1.765)	0.0728* (1.646)	0.0717** (1.982)	0.1056* (1.960)
经济特征	是	是	是	是
人口特征	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是
个体固定效应	是	是	是	是

(续)				
变 量	(1)	(2)	(3)	(4)
	A. 二阶段回归结果			
	GINI	GE (2)	GE (1)	GE (0)
Wald 外生性检验 (p 值)	0.000	0.000	0.000	0.000
观测值	266	266	266	266
城市数量	91	91	91	91
B. 一阶段回归结果				
滞后项工具变量	1.3723*** (56.496)	1.3723*** (56.496)	1.3723*** (56.496)	1.3723*** (56.496)
一阶段 F 值	11324.84	11324.84	11324.84	11324.84

注：括号内为根据省份层面的聚类标准误计算的 t 值，*、**、*** 分别表示在 10%、5%、1% 水平下显著。

四、异质性分析和机制探究

1. 工业机器人应用对收入差距影响的区域异质性分析

由于不同地区经济发展、人才结构等区域特征具有异质性，科技发展水平和劳动力市场状态也不尽相同，因此工业机器人应用对收入差距的影响可能存在区域异质性。如 Frey 等 (2016) 的研究报告指出，地区的收入水平与当地市场受自动化技术影响的程度之间存在显著的负相关关系。本节我们根据城市的“平均工资性收入水平”和“平均受教育年限”这两个指标进行分组，讨论分析工业机器人应用对收入差距影响的区域异质性。其中“平均工资性收入水平”为根据地区人均工资性收入三期数据的平均值，划分为高、中、低三组，以尽量避免由于单期数据波动对整体划分结果的影响；同理，本文按“平均受教育年限”进行划分的标准为：根据地区人均受教育年限三期数据的平均值进行划分为高、中、低三组。

表 9 的 (1) ~ (3) 列汇报了不同收入水平城市间的差异，(4) ~ (6) 列汇报了不同教育水平城市间的差异。结果显示，工业机器人应用对收入差距的加剧作用在低收入组、低教育组的城市表现得更为显著且效果较大，对中高收入和教育组的城市影响并不明显。分析其原因可能为在收入水平和教育水平较低的城市地区，传统的工业等制造业依然是地区的支柱型产业，大多数职业岗位的技能要求较低，在自动化技术发展的过程中更容易被替代，进而造成城镇居民整体收入差距的扩大。

表 9 工业机器人应用对收入差距影响的区域异质性分析

变 量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	平均工资性收入水平			平均受教育年限		
	低	中	高	低	中	高
	GINI					
工业机器人数量	0.207** (0.0778)	-0.008 (0.0748)	0.045 (0.0409)	0.251*** (0.0753)	-0.008 (0.0523)	0.057 (0.0364)
经济特征	是	是	是	是	是	是

(续)

变 量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	平均工资性收入水平			平均受教育年限		
	低	中	高	低	中	高
	GINI					
人口特征	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
个体固定效应	是	是	是	是	是	是
观测值	92	85	89	93	90	83
R ²	0.514	0.276	0.248	0.483	0.215	0.400
城市数量	31	29	31	31	31	29

注：括号内为根据省份层面的聚类标准误计算的 t 值，*、**、*** 分别表示在 10%、5%、1% 水平下显著。

2. 工业机器人应用对收入差距影响的机制探究

在文献梳理部分，我们发现工业机器人的应用和发展会对不同劳动群体的就业机会和工资水平产生技能偏向性影响，进而导致群体内部收入差距的扩大。为验证上述逻辑，我们使用 98 个城市中 3251 个城镇居民个体 2012 年、2014 年和 2016 年三期的观测数据，来分析工业机器人应用对居民就业机会和工资水平的影响。

表 10 汇报了以“是否就业”作为被解释变量，基于双向固定效应模型进行分组回归的结果，其中模型的设定形式与表 2 一致。通过比较，可以发现工业机器人应用水平的提高会对低收入人群和中收入人群的就业机会产生了显著的负向影响，同时促进了高收入人群的就业水平的显著提高。分别控制不同层次的控制变量后，结果依然稳健。以上结果说明，整体而言，工业机器人的应用和发展既会通过“替代效应”和“岗位极化”减少中低收入人群的就业机会，也会通过“创造效应”增加高收入人群的就业机会。

表 10 工业机器人应用对收入差距的影响机制：就业机会

变 量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	低收入组		中收入组		高收入组	
	是否就业					
工业机器人数量	-0.141* (0.0834)	-0.144* (0.0841)	-0.085* (0.0434)	-0.086* (0.0437)	0.047** (0.0187)	0.049*** (0.0185)
经济特征	是	是	是	是	是	是
人口特征	否	是	否	是	否	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
个体固定效应	是	是	是	是	是	是
观测值	2495	2480	2533	2519	2459	2451
R ²	0.098	0.099	0.064	0.065	0.023	0.024
个体数量	877	877	889	889	862	862

注：括号内为根据城市层面聚类标准误计算的 t 值，*、**、*** 分别表示在 10%、5%、1% 水平下显著。

表 11 汇报了使用“人均家庭工资性收入”的对数值为被解释变量，再次运用双向固定效应模型进行估计的回归结果。结果表明，即使控制变量的设定形式不同，工业机器人的应用仍能显著降低低收入人群的工资水平。通过以上分析可以发现，工业机器人应用水平的提高在加剧中低收入和高收入人群的就业不平等的同时，还降低了低收入人群的工资水平，进而使得整体收入差距进一步扩大。

表 11 工业机器人应用对收入差距的影响机制：工资水平

变 量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	低收入组		中收入组		高收入组	
	人均家庭工资性收入对数值					
工业机器人数量	-1.080* (0.636)	-1.122* (0.609)	-0.017 (0.309)	0.006 (0.314)	-0.171 (0.155)	-0.177 (0.150)
经济特征	是	是	是	是	是	是
人口特征	否	是	否	是	否	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
个体固定效应	是	是	是	是	是	是
观测值	2643	2627	2709	2695	2601	2593
R ²	0.064	0.067	0.060	0.065	0.071	0.075
个体数量	908	908	926	926	888	888

注：括号内为根据城市层面聚类标准误计算的 t 值，*、**、*** 分别表示在 10%、5%、1% 水平下显著。

此外，为更加直观展示工业机器人应用对各收入人群工资水平的影响，我们还使用面板分位数回归方法进行了尝试，得到各分位数处的结果趋势如下。其中实线部分对应此分位数下的回归系数值，灰色区间对应此分位数下的置信区间。由图中趋势依然可以发现，工业机器人的应用会显著降低低收入人群的工资水平，而对中高收入影响不明显，进而导致低收入与中高收入人群的工资差异加剧，进一步证实了前文的结论。

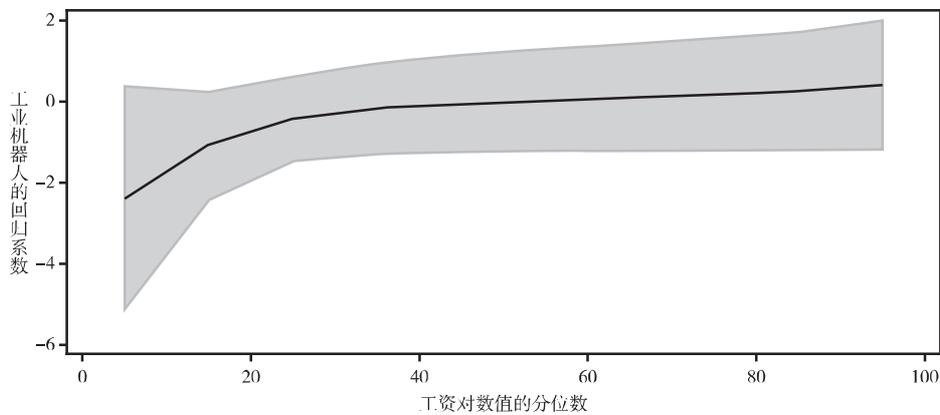


图 1 工业机器人应用对工资水平影响的分位数分解

五、结 论

目前,人工智能、工业机器人自动化技术的发展和应用在国民经济中发挥了越来越关键的作用,深刻影响了社会生产过程中的技术深化程度,对提高经济增长动力、实现产业结构升级具有重要意义。但同时需要关注的是,工业机器人应用对劳动力市场造成的冲击存在差异性,居民收入分配格局也会随之受到明显影响。如何在利用工业机器人自动化技术的同时,还能规避其对劳动力市场和社会福利分配的冲击,具有不可忽视的现实意义。本文使用CFPS的2012年、2014年和2016年三轮调查形成的面板数据,考察了我国工业机器人应用对城镇居民收入差距的影响。实证分析表明,工业机器人应用水平的提高会显著加剧城镇居民收入差距的扩大,且通过稳健性检验和工具变量方法处理内生性问题后,结论依然稳健。机制的进一步探究表明,工业机器人的应用通过对劳动力市场中不同群体的就业机会和工资水平产生异质性影响,最终加剧了整体收入差距扩大。此外,我们还基于影响的区域异质性进行了分样本回归,发现工业机器人应用引起的收入差距扩大主要表现在低收入、低教育的地区。

本文的结果说明,工业机器人的应用显著拉大了城镇居民的收入差距,且该影响具有明显的区域异质性。在未来,随着中国老龄化程度的不断加剧和产业转型升级的持续推进,工业区机器人等自动化技术对我国社会经济渗透的广度和深度将进一步提高,对劳动力市场和社会福利分配的冲击也将更加明显。因此,政府在积极鼓励技术发展的同时,也应关注其可能造成的潜在影响,通过制定合理的公共政策有效缓解外来冲击。

第一,完善对失业者的社会保障制度。受到技能特征、劳动素养等方面的限制,被工业机器人自动化技术替代的劳动者将可能在较长时间内处于失业状态,政府应适当提高社会最低保障水平,推动失业救助的机制建设,通过扩大失业保险覆盖范围、提高失业保险金额度等方式保障失业者的基本生活需要,避免就业冲击造成的社会不稳定。

第二,建立对劳动者的技能培训体系。各级政府应联合当地行业协会,加强对劳动者特别是结构性失业群体提供职业技能和专业素质培训,以更好满足技术变革带来的新型就业岗位的需要,提高劳动群体整体的再就业能力,缓解工业机器人替代效应导致的大规模失业。

第三,深化教育改革,优化人才结构。面对工业机器人自动化技术的发展趋势,政府应及时调整现有的教学体系,注重对学生思维能力、创造能力的开发和培育。通过优化学科设置、重构职业教育等方式培养出更多能够适应劳动力需求结构变化的高技能劳动者,增强就业吸纳能力。

参 考 文 献

- [1] Acemoglu D., Restrepo P., 2020, *Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets* [J], *Journal of Political Economy*, 128 (6), 2188~2241.
- [2] Acemoglu D., Restrepo P., 2018, *Demographics and Automation* [R], NBER Working Paper Series, No. 24421.
- [3] Arntz M., Gregory T., Zierahn U., 2016, *The Risk of Automation for Jobs in OECD Countries: A Comparative Analysis* [R], OECD Social, Employment and Migration Working Papers, No. 189.
- [4] Autor D. H., 2014, *Polanyi's Paradox and the Shape of Employment Growth* [R], NBER Work-

ing Paper Series, No. 20485.

[5] Autor D. H. , Dorn D. , 2013, *The Growth of Low-Skill Service Jobs and the Polarization of the US Labor Market* [J], *The American Economic Review*, 103 (5), 1553~1597.

[6] Bellemare M. F. , Masaki T. , Pepinsky T. B. , 2017, *Lagged Explanatory Variables and the Estimation of Causal Effect* [J], *Journal of Politics*, 79 (3), 949~963.

[7] Benzell S. G. , Kotlikoff L. J. , LaGarda G. , Sachs J. D. , 2015, *Robots Are Us: Some Economics of Human Replacement* [R], NBER Working Paper Series, No. 20941.

[8] Berg A. , Buffie E. F. , Zanna L. , 2016, *Robots, Growth, and Inequality* [J], *Finance & Development*, 53 (3), 10~13.

[9] Brynjolfsson E. , Hitt L. M. , Kim H. H. , 2011, *Strength in Numbers: How Does Data-Driven Decisionmaking Affect Firm Performance?* [C], in *Proceedings of the 32nd International Conference on Information Systems*.

[10] Brynjolfsson E. , McAfee A. , 2014, *The Second Machine Age: Work, Progress, and Prosperity in a Time of Brilliant Technologies* [M], New York: W. W. Norton & Company.

[11] Brynjolfsson E. , McAfee A. , Spence M. , 2014, *New World Order: Labor, Capital, and Ideas in the Power Law Economy* [J], *Foreign Affairs*, 93 (4), 41~53.

[12] Cameron A. C. , Miller D. L. , 2015, *A Practitioner's Guide to Cluster-Robust Inference* [J], *Journal of Human Resources*, 50 (2), 317~372.

[13] Chen Y. , Xu D. , 2018, *The Impact of the "Artificial Intelligence Revolution" on Employment: Review and Prediction* [J], *Social Science Electronic Publishing*, No. 3116753.

[14] Benjamin D. , 2017, *Computer Technology and Probable Job Destructions in Japan: An Evaluation* [J], *Journal of the Japanese & International Economics*, 43, 77~87.

[15] DeCanio S. J. , 2016, *Robots and Humans-Complements or Substitutes?* [J], *Journal of Macroeconomics*, 49, 280~291.

[16] Fleck S. , Glaser J. , Sprague S. , 2011, *The Compensation-Productivity Gap: A Visual Essay* [J], *Monthly Labor Review*, 134 (1), 57~69.

[17] Frey C. B. , Osborne M. A. , 2017, *The Future of Employment: How Susceptible Are Jobs to Computerisation?* [J], *Technological Forecasting and Social Change*, 114, 254~280.

[18] Frey C. , Osborne M. , Holmes C. , 2016, *Technology at Work 2.0: The Future Is Not What It Used to Be* [R], Oxford Martin School and Citi GPS.

[19] Furman J. , Seamans R. , 2019, *AI and the Economy* [J], *Innovation Policy and the Economy*, 19 (1), 161~191.

[20] Goos M. , Manning A. , 2007, *Lousy and Lovely Jobs: The Rising Polarization of Work in Britain* [J], *Review of Economics and Statistics*, 89 (1), 118~133.

[21] Graetz G. , Michaels G. , 2015, *Robots at Work: The Impact on Productivity and Jobs* [R], CEPR Discussion Paper, No. 10477.

[22] Hemous D. , Olsen M. , 2014, *The Rise of the Machines: Automation, Horizontal Innovation and Income Inequality* [R], CEPR Discussion Papers, No. 10244.

[23] Jenkins S. P. , 2009, *Distributionally-Sensitive Inequality Indices and the GB2 Income Distribution* [J], *Review of Income and Wealth*, 55 (2), 392~398.

[24] Karabarbounis L. , Neiman B. , 2014, *The Global Decline of the Labor Share* [J], *Quarterly Journal of Economics*, 129 (1), 61~103.

[25] Manyika J. , Chui M. , Miremadi M. , Bughin J. , George K. , Willmott P. , Dewhurst M. , 2017, *A Future That Works: Automation, Employment, and Productivity* [R], San Francisco: McKinsey Global Institute.

[26] Michaels G. , Natraj A. , Reenen J. V. , 2014, *Has ICT Polarized Skill Demand? Evidence from*

Eleven Countries over 25 Years [J], *Review of Economics and Statistics*, 96, 60~77.

[27] Mokyr J., Vickers C., Ziebarth N. L., 2015, *The History of Technological Anxiety and the Future of Economic Growth: Is This Time Different?* [J], *Journal of Economic Perspectives*, 29 (3), 31~50.

[28] Rodrik D., 2016, *Premature Deindustrialization* [J], *Journal of Economic Growth*, 21 (1), 1~33.

[29] Susskind D., 2017, *A Model of Technological Unemployment* [R], *Economics Series Working Papers*, Oxford, No. 819.

[30] Trajtenberg M., 2018, *AI as the next GPT: a Political-Economy Perspective* [R], *NBER Working Papers*, No. 24245.

[31] Xie Y., Lu P., 2015, *The Sampling Design of the China Family Panel Studies (CFPS)* [J], *Chinese Journal of Sociology*, 1 (4), 471~484.

[32] Zhou G., Chu G., Li L., Li L., Meng L., 2020, *The Effect of Artificial Intelligence on China's Labor Market* [J], *China Economic Journal*, 13 (1), 24~41.

[33] 白重恩、钱震杰:《劳动收入份额决定因素:来自中国省际面板数据的证据》[J],《世界经济》2010年第12期。

[34] 蔡跃洲、陈楠:《新技术革命下人工智能与高质量增长、高质量就业》[J],《数量经济技术经济研究》2019年第5期。

[35] 曹静、周业林:《人工智能对经济的影响研究进展》[J],《经济学动态》2018年第1期。

[36] 邓翔、黄志:《人工智能技术创新对行业收入差距的效应分析——来自中国行业层面的经验证据》[J],《软科学》2019年第11期。

[37] 郭凯明:《人工智能发展、产业结构转型升级与劳动收入份额变动》[J],《管理世界》2019年第7期。

[38] 欧阳葵、王国成:《社会福利函数与收入不平等的度量——一个罗尔斯主义视角》[J],《经济研究》2014年第2期。

[39] 王君、张于喆、张义博、洪群联:《人工智能等新技术进步影响就业的机理与对策》[J],《宏观经济研究》2017年第10期。

[40] 王晓霞、白重恩:《劳动收入份额格局及其影响因素研究进展》[J],《经济学动态》2014年第3期。

[41] 王永钦、董雯:《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》[J],《经济研究》2020年第10期。

[42] 谢璐、韩文龙、陈鑫:《人工智能对就业的多重效应及影响》[J],《当代经济研究》2019年第9期。

[43] 杨伟国、邱子童、吴清军:《人工智能应用的就业效应研究综述》[J],《中国人口科学》2018年第5期。

[44] 余玲铮、魏下海、孙中伟、吴春秀:《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》[J],《管理世界》2021年第1期。

[45] 余玲铮、魏下海、吴春秀:《机器人对劳动收入份额的影响研究——来自企业调查的微观证据》[J],《中国人口科学》2019年第4期。

[46] 赵伟、隋月红:《集聚类型、劳动力市场特征与工资—生产率差异》[J],《经济研究》2015年第6期。

[47] 周广肃、李力行、孟岭生:《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》[J],《金融研究》2021年第6期。

The Effects of Robotics Application on Income Distribution of Urban Residents

Zhou Guangsu¹ Ding Xiangyuan²

(1. School of Labor and Human Resources, Renmin University of China;

2. National School of Development, Peking University)

Research Objectives: To empirically study the impact of industrial robot application on the income gap of urban residents, and analyze the relevant impact mechanism. **Research Methods:** Two way fixed effect model and instrumental variable method are used to estimate the causal effect. **Research Findings:** The application of robotics has significantly widened the income gap among urban residents. After dealing with endogenous problems through instrumental variable method and multiple robustness tests, the conclusion remains consistent. The further analysis of mechanism shows that the application of robotics has positive effects on the overall income gap through the heterogeneous impacts on the employment opportunities and wage levels of different groups in the labor market. Besides, by the subsample regression, we find that the expansion of income gap caused by robotics application is more significant in low-income and low-education areas. **Research Innovations:** Using the data of China Family Panel Studies (CFPS) and International Federation of Robotics (IFR), we first studies the effects of robotics application on the income gap of urban residents and explores the relevant influence mechanism. **Research Value:** From the perspective of labor market, this paper analyzes this topic comprehensively and provide reference for government decision-making.

Key Words: Artificial Intelligence; Robotics Application; Income Gap; Labor Market

JEL Classification: D31; J21; J31

(责任编辑: 王喜峰)