

机器人应用对农民工就业质量的影响*

苏妍 逯进 贺晓丽

【摘要】随着人工智能高速发展,机器人大规模应用对劳动力市场的冲击愈发显现。文章使用国际机器人联合会提供的机器人数据与中国劳动力动态调查数据,实证考察了机器人应用与农民工就业质量之间的关系。研究表明:(1)机器人应用显著提升了农民工就业质量,相应效应突出地表现在降低工作强度、提高工作稳定性和福利保障水平等方面;(2)机器人应用可通过提升技能需求、提高生产率和促进产业协同集聚来改善农民工就业质量;(3)机器人应用对受教育程度较高、新生代、非体力劳动及位于互联网发展水平较高城市的农民工就业质量的提升效应更明显;(4)机器人应用会引致农民工从常规技能向非常规技能的转换,思考能力、社交能力和语言表达能力较强的农民工就业质量提升更明显。本文为积极推动“人工智能+”行动、全方位提高农民工就业质量以及扎实推进共同富裕提供了经验证据。

【关键词】机器人应用 农民工 就业质量 福利保障 工作技能

【作者】苏妍 青岛大学马克思主义学院,副教授;逯进(通讯作者) 青岛大学经济学院,教授;贺晓丽 中共青岛市委党校科研部,副教授。

一、引言

作为在特定经济体制和社会结构变迁下产生的特殊群体,农民工推动了中国的工业化和新型城镇化进程,加速了农业农村现代化步伐,为中国经济增长作出了重大贡献(伍山林,2016)。2010~2023年《农民工监测调查报告》显示,农民工总量持续增长,但增速在放缓。在“六稳”“六保”工作框架下,保障农民工高质量就业既是“十四五”时期经济社会发展的关键,又是扎实推动共同富裕的重要基础。近年来,机器人智能化发展正渗透于中国经济发展各领域,不仅成为推动现代化产业体系建设的关键力量,而且对劳动力市场产生着深刻的影响。国际机器人联合会(International Federation of Robotics,后文简称IFR)发布的《2024世界机器人报告》显示,2023年全球共安装27.63万台工业机器人,其中,中国安装量占51%;中国已成为全球最大的机器人应用市场。加快推进人工智

* 本文为山东省社科规划项目“新时代劳动就业结构研究”(编号:24DRKJ01)的阶段性成果。

能的研发与应用、强化机器人智能化发展,在推动经济高质量发展的同时,也将是影响农民工就业质量的重要因素。

从经济实践来看,就业质量会受到多种因素的影响,而且影响方式、作用效果各有不同。其中,数字经济发展通过重塑工作特征、促进机会公平,对就业质量具有正向影响(张广胜、王若男,2023)。同时,最低工资制度、住房保障制度等政策性因素对就业质量也有显著影响(王欢欢等,2022;王诗勇等,2023)。此外,劳动者的个体特征,如工作技能、社会资本等对就业质量具有重要作用(邓睿,2019)。如果聚焦于农民工群体,则可以发现,务工距离(李中建、袁璐璐,2017)、公共就业服务(李礼连等,2022)等因素也会对农民工就业质量产生重要影响。目前,机器人应用能否助力农民工就业质量提升仍存在争议。一方面,根据技能偏向型技术进步理论,机器人应用会增加对高技能劳动力的需求、减少对低技能劳动力的雇用(郭凯明、罗敏,2021)。这意味着知识技能和技术素养储备较少的农民工将更难实现高质量就业,甚至面临“机器换人”的风险。另一方面,依据任务偏向型技术进步理论,以机器人应用为标志的技术进步,能够提高企业生产效率、降低生产成本,对低技能劳动力的替代效应相对有限(余玲铮等,2019)。这将促使高技能和低技能劳动力均实现就业份额和实际收入上升。

既有关于劳动力就业质量的研究较为丰富,但对机器人应用与农民工就业质量关系的探讨尚有争议,存在如下需要深入研究的问题。第一,机器人应用是提升还是降低了农民工就业质量?第二,机器人应用对农民工就业质量影响的作用机制是什么?第三,劳动力市场对非常规工作技能类型的需求不断增加,是否会推动农民工群体从掌握常规技能转换到掌握非常规技能?

本文利用中国劳动力动态调查微观个体数据和 IFR 的机器人安装数据,对上述问题进行系统解析。相较于已有文献,本文的边际贡献体现在如下 3 个方面。一是有别于以往关于总体劳动力就业质量的研究,本文将研究视角聚焦于农民工群体,探析新一轮科技革命对这一重要群体就业质量的影响。二是现有研究对机器人应用如何提高农民工就业质量的作用机制较为缺乏,本文从技能需求、生产率及产业协同集聚这三个渠道对此做出了解析。三是本文对机器人应用是否有助于农民工实现从常规技能向非常规技能的转换进行了细致的探讨,具体分析了思考能力、社交能力和语言表达能力的影响,从而丰富了有关农民工群体工作技能的研究发现。

二、理论分析与研究假设

依据任务偏向型技术进步理论,低技能劳动力因工作不易被程序化、编码化,相较于中等技能劳动力更可能获得就业机会(Acemoglu 等,2018)。这意味着,以机器人应用为代表的智能化发展可能不会挤出农民工的工作岗位(綦建红、付晶晶,2022)。同时,资源

集聚理论认为,机器人的广泛应用会产生技术扩散效应,进而提高资源利用效率(Acemoglu等,2020)。实践中,处在技能劣势的农民工有机会利用智能化红利改善就业,实现机器人应用对其就业的赋能。根据劳动力市场分割理论,机器人应用可以帮助农民工从次级劳动力市场转向薪资更高和就业条件更好的主要劳动力市场(崔岩、黄永亮,2023),因而对低收入、低技能群体的就业有显著的正向影响。这是因为,人工智能的深度发展一方面可助力农民工拓宽就业信息获取渠道、降低工作搜寻成本并提高匹配效率,另一方面通过移动应用和社交媒体为农民工提供劳动法律、合同法规及权益保护等方面的信息(宋林、何洋,2020),改善其福利保障状况,整体上提高农民工就业质量。据此,本文提出研究假设1:机器人应用有助于提高农民工就业质量。

随着机器人应用范围的持续扩大,就业市场对劳动力技能的需求不断演变。但在现实中,农民工总体受教育程度不高,其职业选择空间狭小、就业竞争力不强。从人力资本理论看,劳动力主要通过正规教育和技能培训提高其人力资本水平;在短期内,通过接受正规学历教育大幅提高农民工人力资本水平难以实现,通过多种方式参加新技能培训是农民工应对技术冲击、提升人力资本水平的可选途径。已有研究发现,技能培训是影响工资的直接因素,对农民工收入不仅有短期的“即时效应”,还会随生命周期累积的“长期效应”(史新杰等,2021)。人工智能技术的大规模应用使得生产任务在机器人和劳动力之间重新进行分配,一些传统意义上适合农民工的工作岗位将被取代,新衍生出的工作岗位中全新技术场景和生产环境会提升对技能的要求。在此情形下,参加技能培训有助于农民工在短时期内掌握适宜的新技术和新工作方法,通过提升技能水平来保障就业机会。此外,机器人提高产出效率的关键在于分解工作任务、实现劳动控制(王林辉等,2023)。为了与精妙复杂的技术控制相适应、与机器智能设备相协调,农民工可通过参加技能培训掌握机器操作技能,提升其在劳动力就业市场中的竞争力。据此,本文提出研究假设2:机器人应用通过提升技能需求提升农民工就业质量。

此外,机器人大规模的应用会加大生产流程中的智能化、自动化强度,提高整体生产效率,由此激励企业扩大生产规模(Graetz等,2018)。依据补偿理论,以机器人为代表的技术进步会使得生产成本和商品价格下降,从而使消费者对商品的需求增加,间接带来更大的劳动力需求,使农民工可就业岗位增多。同时,机器人生产率的提升不但意味着产业集聚和规模经济,而且能够有效补充人类难以胜任的工作任务,如劳动强度大、环境危险的工作任务(侯俊军等,2020)。以上两方面都有助于提升生产率、创造更多的利润,这对提高农民工收入和福利保障、改善其工作环境具有积极意义。据此,本文提出研究假设3:机器人应用通过提高生产率提升农民工就业质量。

最后,机器人作为先进制造业的关键支撑,有助于形成新的生产制造体系,拓展增值服务类型,促进产品质量提升,满足对高品质、个性化定制产品的需求(黄群慧、贺

俊,2013)。这一特征符合中国加快发展服务型制造和生产性服务业的现实需要,并将有助于形成更为完善、高效和层次分明的产业发展体系。一方面,制造业效率的改善将会提升对生产性服务业的需求。近年来服务业总体规模不断扩张,为农民工提供了更多新就业岗位,大量农民工被机器设备日常维护、生产线辅助、快递物流、基础数据收集等岗位所吸纳(蔡跃洲、陈楠,2019)。另一方面,根据产业关联理论,随着制造业和服务业协同集聚程度加深,产业知识积累和技术溢出效应日益显现,有利于推动行业间协同创新和产业链的扩张(贺正楚等,2024)。这种融合发展可以突破现有产业的功能局限,助推传统产业转型升级,而且产业协同集聚所具备的知识和技术外溢、基础设施共享和产业投入产出关联有利于新企业的涌现,从而为农民工创造更多就业机会。据此,本文提出研究假设4:机器人应用通过促进产业协同集聚提升农民工就业质量。

三、数据与方法

(一) 数据来源

本文使用中山大学社会科学调查中心的中国劳动力动态调查(China Labor-Force Dynamics Survey,后文简称 CLDS)2014、2016 和 2018 年的数据。将户口类型为农业或农转非且从事非农工作的劳动者界定为农民工,年龄限定在 16~65 岁,最终确定 12 251 个观测对象。机器人应用数据来自国际机器人联合会(IFR)的机器人数据,该数据提供分国家、行业 and 年度的工业机器人存量数据及当年新增安装量数据。城市层面数据来自 2014~2018 年《中国城市统计年鉴》和《中国劳动统计年鉴》,少量缺失数据使用插值法补齐。

出于以下两方面的考虑,本文将 CLDS 调查 3 个年份的数据组合为混合横截面数据:一是 CLDS 数据库采用轮换样本追踪方式,每次调查均去掉之前调查的部分样本,采用面板数据会使样本量大幅减少(许健等,2022);二是相比于单期截面数据,混合截面数据可增大样本量,获得更稳健的估计量和更有效的检验统计量(阳义南、连玉君,2015)。本文也使用连续追踪样本进行了稳健性检验。

(二) 变量定义

1. 被解释变量

本文的被解释变量是农民工就业质量。参照张广胜和王若男(2023)的做法,本文从工资收入、工作强度、工作稳定性、福利保障和工作满意度 5 个维度构建就业质量综合指数。其中,工资收入采用月工资收入来衡量;工作强度采用周工作小时数衡量;工作稳定性采用是否与用人单位或雇主签订书面劳动合同来衡量,签订则取值为 1,否则为 0;福利保障根据农民工是否参加城镇居民医疗保险来衡量;工作满意度根据农民工对工作的主观评价衡量,将回答“非常满意”“满意”和“一般”的赋值为 1,其余赋值为 0。借鉴

Leschke 等(2014)的做法,本文对选取的指标进行标准化处理。考虑到超时劳动不但会损害农民工身体健康,而且会降低其幸福感,本文将工作强度视为负向指标,进行反向处理。依据现有研究的常见做法(邓睿,2019;李礼连等,2022),本文采用等权重赋值方法计算得出就业质量综合指数。为检验不同的指数计算方法对结果的影响,文章还使用熵权法构建农民工就业质量综合指数用于稳健性分析。

2. 核心解释变量

本文以机器人应用为核心解释变量,通过构建机器人渗透度来衡量。IFR 提供了分国家、分行业的机器人存量数据,本文参照王林辉等(2023)的做法,使用“巴蒂克工具变量(Bartik-IV)”构建城市层面的机器人渗透度,具体公式为:

$$robot_{jt} = \sum_{s=1}^m \frac{employ_{s,j,t=2014}}{employ_{j,t=2014}} \times \frac{Robot_{st}}{employ_{s,t=2014}} \tag{1}$$

其中, $robot_{jt}$ 为 j 城市 t 年的机器人渗透度, s 代表行业, $employ_{s,j,t=2014}$ 是 j 城市 s 行业在 2014 年的就业人数, $employ_{j,t=2014}$ 为 j 城市在 2014 年的总就业人数,二者的比值作为各行业机器人密度的权重。 $Robot_{st}$ 为 s 行业 t 年机器人存量, $employ_{s,t=2014}$ 为 s 行业在 2014 年的就业人数,二者相比即可得各年份行业层面的机器人密度,再将两部分相乘后加总可得城市层面机器人渗透度。

3. 控制变量

为避免遗漏变量导致的估计偏误,本文控制了影响农民工就业质量的个体特征和城市变量。个体特征包括性别、年龄、受教育年限、婚姻状况、健康状况和政治面貌。城市层面变量包括:(1)经济发展水平,以实际地区生产总值(GDP)来衡量,即使用以 2014 年为基期的 GDP 平减指数对历年地区生产总值进行调整;(2) 产业结构,采用第三产业占 GDP 的比重来衡量;(3)市场化指数,基于樊纲等(2011)的研究,由 5 项分指标构建的综合指数。

本文主要变量的说明及描述性统计结果如表 1 所示。以 CLDS2014 年的观测对象为例,农民工就业质量综合指数的样本均值为 0.307,标准差为 0.159,最小值和

表 1 以第一期调查为例的描述性统计(N=4645)

变 量	变量说明	均值	标准差	最小值	最大值
就业质量	综合指数	0.307	0.159	0.022	0.841
机器人应用	机器人渗透度,取自然对数	0.830	0.561	-0.843	1.714
性别	男性 =1,女性 =0	0.605	/	0	1
年龄	调查年份 - 出生年份	40.706	11.510	16	65
受教育年限	实际受教育年限(年)	9.168	3.479	0	22
婚姻状况	初婚、再婚、丧偶 =1,其他 =0	0.864	/	0	1
健康状况	非常健康、健康 =1,其他 =0	0.681	/	0	1
政治面貌	中共党员 =1,其他 =0	0.073	/	0	1
经济发展水平	实际 GDP(万元),取自然对数	17.161	1.023	14.960	19.340
产业结构	第三产业占 GDP 的比重	0.422	0.095	0.234	0.780
市场化指数	综合指数	11.324	1.851	7.807	15.790

最大值分别为 0.022 和 0.841,表明不同受访者的就业质量存在明显差异。年龄均值为 40.706,男性占比(60.5%)高于女性;受教育年限均值为 9.168,约相当于初中毕业;86.4%的农民工已婚;68.1%的农民工身体较为健康;政治面貌为中共党员的较少,约占 7.3%。从地区特征看,地区实际 GDP 对数的均值约为 17.2,第三产业占比均值为 0.422,市场化指数均值为 11.324。

(三) 模型设定

为检验机器人应用对农民工就业质量的影响,本文构建如下基准回归模型:

$$employment_{ijt} = \alpha_0 + \alpha_1 \ln robot_{jt} + \alpha_2 Z_{ijt} + \alpha_3 X_{jt} + \mu_j + \delta_t + \varepsilon_{ijt} \tag{2}$$

其中, $employment_{ijt}$ 为 t 年农民工 i 在城市 j 的就业质量, $\ln robot_{jt}$ 为 t 年城市 j 的机器人应用情况, Z_{ijt} 为农民工个人特征变量, X_{jt} 为城市层面控制变量, μ_j 为城市固定效应, δ_t 为时间固定效应, ε_{ijt} 为随机扰动项。由于机器人在不同城市的应用水平并非完全随机,需要考虑经济发展、产业结构等因素,本文参照黄卓等(2024)的做法,将 2014 年可能影响机器人应用的城市前定特征变量与各年份虚拟变量相交乘纳入模型进行控制,即 $X_{jt} = X_{j2014} \cdot \gamma_t$ 。考虑到同一城市内的农民工就业质量可能存在相关性,回归时将标准误聚类到城市层面。

四、实证分析

(一) 基准回归结果:机器人应用对农民工就业质量的总效应

表 2 机器人应用对农民工就业质量影响的回归结果(N=12251)

变 量	模型 1 就业质量	模型 2 就业质量	模型 3 就业质量	模型 4 就业质量
机器人应用	0.042*** (0.002)	0.026** (0.013)	0.024** (0.011)	0.019* (0.011)
性别			0.001 (0.004)	0.006 (0.004)
年龄			0.009*** (0.001)	0.008*** (0.001)
年龄的平方			-0.011*** (0.001)	-0.011*** (0.001)
受教育年限			0.012*** (0.001)	0.014*** (0.001)
婚姻状况			-0.003 (0.006)	0.000 (0.006)
健康状况			0.003** (0.001)	0.002* (0.001)
政治面貌			0.024*** (0.007)	0.030*** (0.006)
经济发展水平				0.021*** (0.006)
产业结构				0.040*** (0.013)
市场化指数				0.052** (0.023)
R ²	0.028	0.221	0.296	0.266

注:模型 1 未控制固定效应,模型 2、模型 3 和模型 4 均控制了城市固定效应和年份固定效应。括号内为聚类到城市层面的稳健标准误。*、** 和 *** 分别表示在 10%、5% 和 1% 的水平上显著;如无特殊说明,后表同。

根据式(2)对样本数据进行回归,结果见表 2。模型 1 仅纳入核心解释变量,未考虑控制变量及固定效应。结果显示,机器人应用的估计系数显著为正,说明机器人应用对农民工就业质量有显著的提升作用。模型 2 在模型 1 的基础上

加入城市固定效应和年份固定效应，模型3 在模型 2 的基础上加入个体特征，模型 4 进一步加入城市层面控制变量。结果显示，机器人应用的估计系数依然显著为正，研究假设 1 得证。

就控制变量而言，以模型 4 的结果为例，年龄对农民工就业质量的影响呈先增后减的“倒 U 形”关系。同时，受教育水平较高、健康状况较好、拥有党员身份的农民工就业质量显著更高。经济发展水平、产业结构和市场化指数的回归系数皆显著为正，表明经济发展、产业结构优化及市场化水平提升对提高农民工就业质量起到了积极作用。这与既有研究的结论基本一致(张广胜、王若男,2023;张明志等,2024)。

(二) 分维度的检验：机器人应用对农民工不同维度就业质量的效应

根据国家统计局 2010~2023 年发布的《农民工监测调查报告》，近年来农民工月均收入呈缓慢下降趋势。为探讨机器人应用对不同维度就业质量的具体影响，本文进一步对农民工就业质量分指标拟合模型，结果如表 3 所示。表 3 的模型 5 显示，机器人应用会降低农民工的工资收入。这是由于机器人将替代部分劳动力，造成劳动收入下降。不过，从模型 6 机器人应用对农民工工作强度的影响可见，机器人应用可降低农民工的工作强度。不同于从传统工厂工人向智能零工分化过程中面临过劳化、短工化问题的担忧(侯俊军等,2020)，农民工可以享有人工智能发展红利。模型 7 的结果进一步显示，机器人应用显著正向影响农民工的工作稳定性，有助于农民工获得正规就业机会，提高工作稳定性。模型 8 的结果也显示，机器人应用有助于改善农民工的福利保障状况。其原因可能在于，人工智能的发展使得农民工获得信息的渠道扩大、维护自身合法权益的意识增强，且用人单位也注重缓解因“机器换人”可能引发的劳动关系紧张(许怡、叶欣,2020)，提高福利保障水平。模型 9 呈现了机器人应用对农民工工作满意度的影响，机器人应用的增加会提高农民工的工作满意度。这可能是因为机器人通过替代人工完成繁重、危险的工作，减少了劳动者面临的健康威胁、减少事故发生率，因此农民工对工作的满意度升高。

总体而言，除了对工资收入的负向影响以外，机器人应用对就业质量的其他分项指标皆具有显著的正向影响。机器人应用引致的工作强度下降、工作稳定度增强、福利保障及工作满意度提升可以补偿工资收入下降的影响，从而有利于提升农民工的就业质量。

表 3 机器人应用对农民工就业质量分指标影响的回归结果(N=12251)

变 量	模型 5	模型 6	模型 7	模型 8	模型 9
	工资收入	工作强度	工作稳定性	福利保障	工作满意度
机器人应用	-0.004**(0.002)	-1.217*** (0.376)	0.274*** (0.041)	0.221*** (0.045)	0.094** (0.038)
R ²	0.286	0.137			

注：由于工作稳定性、福利保障及工作满意度均为二值变量，本文使用 Probit 模型估计模型 7、模型 8 和模型 9，表中汇报的是平均边际效应。

(三) 内生性问题

1. Heckman 两阶段模型

前文讨论了机器人应用对农民工就业质量的影响，考虑到机器人应用也可能影响农民工从事非农工作的决策，由此导致基准模型存在偏误，本文改用 Heckman 两阶段模型重新分析全部农村户籍劳动者的就业选择及就业质量。家庭人口结构和家庭收入是影响个体是否外出务工的重要因素，本文参照柏培文和张云(2021)的做法，选择家庭少儿抚养比、家庭老年抚养比和家庭人均年收入^①作为排他性约束变量，以此估计机器人应用对是否外出务工的影响。

表 4 中模型 10 的回归结果显示，控制样本选择偏差之后，机器人应用对农民工就业质量依然有显著的正向影响，证实了基准回归结果的有效性。

2. 工具变量法

如果机器人应用不是随机的，而与地区产业结构和智能化水平相关，那么城市机器人应用对农民工就业质量的影响可能因反向因果而存在内生性问题。为排除相应内生性问题的影响，本文借鉴王永钦和董雯(2020)的方法，使用同年份美国机器人存量数据构造机器人渗透度作为工具变量。一方面，美国作为中国机器人的主要进口来源国之一，其对中国的机器人出口会直接影响到中国的机器人渗透度，从而满足工具变量的相关性条件；另一方面，美国的机器人渗透度并不会直接影响到中国的劳动力就业质量，工具变量可满足外生性条件。

由表 4 中模型 11 可知，第一阶段估计结果中工具变量与机器人应用存在显著的正向关系，且 Kleibergen-Paap rk Wald F 统计值(524.14)远大于 Stock-Yogo 弱识别检验 10% 的临界值(16.38)，说明不存在弱工具变量问题。Kleibergen-Paap rk LM 统计量的 P 值远小于 0.01，表明不存在不可识别问题。第二阶段的回归结果中，机器人应用的回归系数

表 4 对于内生性问题处理的回归结果

变 量	模型 10		模型 11	
	Heckman 两阶段模型		工具变量法	
	第一阶段是否外出务工	第二阶段就业质量	第一阶段估计	第二阶段估计
机器人应用	0.081*(0.044)	0.018*(0.010)		0.023*** (0.003)
工具变量			0.125*** (0.004)	
逆米尔斯比率		-0.015*** (0.004)		
R ²		0.321	0.946	0.318
N	21070	12251	12251	12251

① 家庭少儿抚养比 = 0~6 岁人口数 / 16~64 岁人口数；家庭老年抚养比 = 65 岁及以上人口数 / 16~64 岁人口数。

为 0.023,且在 1%的水平上显著,表明处理内生性问题之后机器人应用有助于提升农民工就业质量的发现仍然稳健。

（四）稳健性检验

为确保基准研究发现的可靠性,本文从模型设定、变量取值和样本选取等多个方面进行了稳健性检验。

其一,考虑到被解释变量取值区间为 0~1,属于双侧截断数据,本文使用 Tobit 模型重新进行回归,估计结果如表 5 模型 12 所示。由结果可知,机器人应用对农民工就业质量的影响在 1%的水平上显著为正,支持了基准结果的稳健性。

其二,针对被解释变量和解释变量的衡量方式,本文基准模型使用等权重赋值方法测量的农民工就业质量;为检验测量方式对结果的影响,本文使用熵权法重新计算就业质量。同时,借鉴许健等(2022)的做法采用机器人年度安装量重新测度机器人应用水平。在替换测量后,重新拟合的模型分别为模型 13 和模型 14。检验结果与基准结果一致,再次印证了机器人应用有助于改善农民工就业质量。

其三,不同区间经济发展环境与行业间的发展状况存在着较大差别,因而不同地区、不同行业的农民工对工资回报、福利保障的认知及主观感受也可能存在不同。为避免基准回归模型受到此类不可观测因素的影响,本文进一步控制“时间—行业”以及“城市—行业”等固定效应,结果见模型 15。可以看出,机器人应用的系数依然显著为正,与此前的研究结论相符。

其四,考虑到“北上广深”一线城市属于机器人应用的核心区域,在智能化、信息化方面拥有其他城市无法比拟的优势;同时,一线城市的生活成本和工作压力也高于其他城市,可能影响农民工的就业质量。因此,本文剔除一线城市样本后再次进行回归,发现结果(见模型 16)与基准结果一致。

其五,考虑到基准回归使用的是混合横截面数据,为避免 3 次调查期内农民工选择性退出、群体特征变化对研究结果的影响,本文使用追踪调查样本再次进行检验。模型中控制了时间和个体固定效应,并在城市层面进行聚类。由模型 17 可知,本文的基准回归结果仍然成立。

其六,考虑到农民工的空间流动可能影响回归结果,本文借鉴綦建红和付晶晶(2022)

表 5 机器人应用影响农民工就业质量的稳健性检验 I

变 量	模型 12 替换模型	模型 13 就业质量熵权法	模型 14 替换解释变量	模型 15 高阶固定效应	模型 16 删除一线城市	模型 17 使用追踪数据
机器人应用	0.014*** (0.003)	0.031* (0.017)	0.017* (0.010)	0.015* (0.009)	0.016* (0.009)	0.061*** (0.015)
R ²		0.344	0.319	0.326	0.291	0.318
N	12251	12251	12251	12251	11552	1062



的处理方式,按照个体的现居地和户口所在地来定义是否流动,检验机器人应用是否影响农民工的空间流动。具体而言,本文考察如下 4 个流动特征:农民工是否发生流动、是否市内流动、是否跨市流动,以及是否跨省流动。由表 6 模型 18 至模型 21 的结果可知,机器人应用对农民工是否流动、如何流动并无显著影响,说明基准回归结果并不会受到农民工空间流动的影响。

最后,由于本文的被解释变量为个体层面数据,核心解释变量为市级层面数据,二者属于跨层次数据,直接进行回归可能存在估计偏差。因此,本文使用广义多层线性模型(Hierarchical Linear Model, HLM)来处理该问题。如表 6 模型 22 所示,机器人应用的回归系数在 1%的水平上显著为正,表明考虑了数据跨层次问题之后,基准结果依然稳健。

表 6 机器人应用影响农民工就业质量的稳健性检验 II (N=12251)

变 量	模型 18 是否流动	模型 19 市内流动	模型 20 跨市流动	模型 21 跨省流动	模型 22 HLM 模型
机器人应用	0.029(0.029)	0.027(0.038)	-0.002(0.012)	0.010(0.033)	0.014*** (0.003)
R ²	0.6976	0.6461	0.1089	0.4550	

五、进一步分析

(一) 异质性分析

本文从受教育程度、代际差异、体力劳动与非体力劳动、互联网发展水平等方面深入分析机器人应用对农民工就业质量的差异化影响。

首先,本文将受教育程度为高中以下、高中及以上分别界定为低学历、高学历样本组,分组回归结果见表 7 模型 23 和模型 24。虽然机器人应用对两组的就业质量提升效应均显著,但是考察组间差异检验可知,受教育程度较高群体的就业质量提升更明显。这表明农民工如果具有较高的受教育水平,其知识储备和学习能力能够支撑其从事更加复杂的工作,这将促进其与机器人的互补。

其次,随着经济社会的转型,农民工的职业特征也在发生变化。具体而言,老一代农民工主要从事劳动力密集型工作,而新生代农民工的职业分布更加多元化,涵盖了建筑、

服务、技术和管理等多种工作岗位。因此,本文将 1980 年作为分界,之前出生的定义为老一代农民工,之

表 7 机器人应用影响农民工就业质量的异质性结果 I

变 量	模型 23 低学历	模型 24 高学历	模型 25 老一代	模型 26 新生代
机器人应用	0.020*** (0.006)	0.031** (0.013)	0.016** (0.008)	0.039** (0.016)
R ²	0.112	0.242	0.276	0.314
N	3315	8862	8070	4107
组间差异检验 P 值	0.044		<0.001	

注:组间系数差异 P 值由费舍尔组合检验获得,抽样次数为 500。下表同。

后为新生代农民工。由表 8 模型 25 和模型 26 的结果可知，机器人应用对新生代农民工就业质量的提升效果更明显。

表 8 机器人应用影响农民工就业质量的异质性结果 II

变 量	模型 27	模型 28	模型 29	模型 30
	体力	非体力	互联网水平低	互联网水平高
机器人应用	0.014 ^{**} (0.007)	0.037 ^{**} (0.016)	0.007(0.010)	0.077 ^{***} (0.023)
R ²	0.259	0.312	0.224	0.294
N	7015	5162	8198	3979
组间差异检验 P 值	<0.001		<0.001	

可能的原因在于，新生代农民工的教育背景相对较好，对新技术应用的适应性更高，具有更强的上进意识和工作创新思维。

再次，以机器人应用为代表的人工智能发展使得劳动者技能需求出现结构性变化，农民工的工作内容出现“去体力化”趋势(许怡、叶欣,2020)。考虑农民工的工作内容和任务类型,本文按照职业分类将其划分为体力劳动者和非体力劳动者两个类别。其中，体力劳动者主要包括商业服务业人员,农、林、牧、渔、水利业生产人员,以及生产、运输设备操作人员,非体力劳动者包括单位负责人、专业技术人员,以及办事人员。由表 8 模型 27 和模型 28 可知，机器人应用对非体力劳动者就业质量的提升作用优于体力劳动者。究其原因,一方面,技术进步需要高技能、非体力劳动力来完成创造性和复杂性工作;另一方面,机器人的应用可以替代重复性高、体力消耗大以及工作环境较为恶劣的工作,从而降低体力劳动者的工作强度、提高其工作安全性。

最后，中国不同区域之间互联网发展水平差异较大，互联网发展水平高的城市，经济往往较为发达、产业结构相对完善、就业信息的传播更为广泛。为考察相应异质性,本文参考黄群慧等(2019)的研究,从互联网普及率、互联网相关从业人员数、互联网相关产出和移动互联网用户数 4 个维度构建城市互联网发展水平的综合指数,将指数得分大于均值的划入互联网发展高水平组,否则划入互联网发展低水平组。由表 8 模型 29 和模型 30 可知,对互联网发展水平较高城市的农民工而言,机器人应用对其就业质量的提升效应更明显。这表明,互联网发展水平越高,越有助于拓宽农民工获取就业信息的渠道、提升获取在线学习资源的便捷度,从而更好地保障农民工的就业质量。

(二) 机制检验

前文理论分析表明,机器人应用可能会通过提升技能需求、提高生产率以及促进产业协同集聚 3 个渠道提升农民工就业质量。对此,本文采用机器人应用与机制变量交互项识别机器人应用对农民工就业质量的作用机制。若交互项的系数显著为正,则意味着机器人应用可以通过相应渠道提升农民工就业质量。

1. 提升技能需求

机器人应用会加速智能制造发展,从而对劳动力的工作技能不断提出新需求。这将提高农民工主动参加技能培训的意识,促使其主动参加技术培训,以此增强专业技能程

度,并最终提高农民工就业质量。本文根据问卷中“观测期内您是否有参加过至少 5 天的专业技术培训”的回答衡量农民工技能培训情况,从而考察提升技能需求。若农民工参加过培训则赋值为 1,否则为 0。由表 9 模型 31 和模型 32 的结果可知,增强机器人应用程度增大了农民工通过参加技能培训提升工作技能的概率,并且获得技能培训的农民工的就业质量提升更明显。由此说明,机器人应用提升了对农民工的技能需求,有助于提升其就业质量,验证了研究假设 2。

2. 提高生产率

机器人应用可通过优化生产流程、提高要素投入的产出效率和提升产品质量来提高生产率。生产率提升不但催生了机器人零部件生产、售后服务等相关配套产业的新岗位,为农民工提供了更多样化的就业选择,而且有助于农民工摆脱高温、高危等工作环境,改善了工作条件(侯俊军等,2020)。借鉴邱子迅和周亚虹(2021)的方法,本文使用全要素生产率来衡量生产率。由表 9 模型 33 和模型 34 的结果可知,机器人应用对生产率具有显著的提升效果,并且生产率提升更高的农民工,其就业质量也提升更多。这意味着,机器人应用通过提高生产率促进农民工就业质量的提升,由此验证了研究假设 3。

3. 促进产业协同集聚

机器人的加速应用,会引致生产技术的持续升级,而且会强化产业链分工协作,从而促进相关产业协同集聚。产业集聚提高了关联产业纵深协同发展水平,不但促使传统行业提供更多的就业机会,而且可以带动生产性服务业和生活性服务业的扩张,进而推动农民工就业从制造业转向服务业,减少对单一岗位的依赖(蔡跃洲、陈楠,2019)。随着传统产业与新兴产业就业机会的增加,农民工的就业空间得以拓展,这将有助于提升其就业质量。借鉴崔书会等(2019)的方法,本文使用区位熵测度制造业和生产性服务业的协同集聚程度。表 9 模型 35 和模型 36 的结果表明,机器人应用促进了产业协同集聚,

表 9 机器人应用影响农民工就业质量的作用机制检验(N=12251)

变 量	模型 31 技能需求	模型 32 就业质量	模型 33 生产率	模型 34 就业质量	模型 35 产业协同集聚	模型 36 就业质量
机器人应用	0.094* (0.053)	0.007*** (0.003)	0.039*** (0.014)	0.010*** (0.003)	0.268*** (0.033)	0.010*** (0.003)
机器人应用×技能需求		0.382*** (0.006)				
机器人应用×生产率				0.246*** (0.006)		
机器人应用×产业协同集聚						0.270*** (0.006)
R ² / 伪 R ²	0.271	0.496	0.184	0.393	0.758	0.409

注:限于篇幅,此处未汇报各机制变量的主效应系数。

从而提升了农民工就业质量,验证了研究假设 4。

(三) 农民工的技能类型转化

前文分析发现,相较于老一代、以体力工作为主的农民工,机器人应用对新生代、非体力农民工就业质量的提升作用更明显;结合样本可知,参加技能培训的样本中新生代农民工占比为 69.12%、非体力工作的农民工占比为 71.63%,这说明技能水平差异会影响其就业质量提升效果。同时,农民工群体的内部结构性变化明显,出现技能多重分化的特征(崔岩、黄永亮,2023)。那么,如果农民工能够实现从常规工作技能向非常规工作技能的转变,则机器人应用对其就业质量有何影响?为此,本文进一步区分工作技能类型及具体技能水平,考察农民工就业质量受到的影响。

本文采用魏下海等(2020)的计算方式来衡量个体的工作技能类型,根据受访者工作任务的内容、工作进度的安排和工作量(工作强度)这 3 个维度来构造常规密集指数(Routine Intensity Index,后文简称 RII)。具体公式为:

$$RII_{it}=w_{con} \cdot con_{it}+w_{sed} \cdot sed_{it}+w_{int} \cdot int_{it} \tag{3}$$

其中, w 为权重, con 、 sed 和 int 分别表示农民工在年份中工作内容、工作进度安排和工作强度等方面由自己决定的程度,“完全由自己决定”取值为 1,“部分由自己决定”取值为 2,“完全由他人决定”取值为 3。在使用主成分分析法确定 3 个维度的权重后,常规密集指数的取值范围在 1~3 之间,数值越大则说明农民工在工作过程中自主性的体现越低。本文将常规密集指数位于均值以下的工作定义为非常规技能类型,赋值为 1;位于均值及以上的定义为常规技能类型,赋值为 0。根据表 10 模型 37 的结果可知,农民工具备的非常规技能水平越高,则其就业质量得到改善的程度越高。原因在于,非常规技能更多涉及对工作内容、工作进度和工作强度的自我把握,更多应用的是创造性思维、深入思考的能力及沟通交流能力,这些能力可与机器人应用形成互补。

本文进一步参照王林辉等(2023)的方法,对农民工的思考能力、社交能力和语言表达能力的作用进行分析。具体而言,思考能力使用“工作过程中是否需要快速反应的思考或脑力劳动”来衡量,如果受访农民工回答“经常”“有时”,则认为该工作需要较强的思考能力,相应变量赋值为 1,其余回答均赋值为 0。社交能力使用“工作中,与顾客/服务对象打交道的频繁程度”“工作中,与客户/供应商打交道的频繁程度”以及“工作中,与各种来客打交道的频繁程度”共同衡量,具体的变量取值方式与思考能力的变量取值方式相同。语言表达能力使用“被访者的普通话熟练程度怎样”衡量,回答为“非常流利”或“流利,略带地方口音”视为有较强的语言表达能力,该变量赋值为 1,其余回答则赋值为 0。将以上 3 种直接反映农民工非常规工作技能的变量及其与机器人应用的交互项纳入模型进行分析,结果见表 10 模型 38 至模型 40。可以看出,如果农民工的思考能力、社交能力和语言表达能力更强,则机器人应用对其就业质量的提升作用也会更突出。

这意味着在对农民工进行技能培训的时候,需要注重对其问题思考能力、沟通技巧和普通话技能的提升,从而全方位满足劳动力市场的新需求(王永钦、董雯,2020)。

表 10 拓展分析回归结果(N=12251)

变 量	模型 37 就业质量	模型 38 就业质量	模型 39 就业质量	模型 40 就业质量
机器人应用	0.013*(0.007)	0.011*(0.006)	0.018**(0.007)	0.016**(0.007)
非常规技能	0.014**(0.006)			
非常规技能×机器人应用	0.015*** (0.004)			
思考能力		0.035*** (0.008)		
思考能力×机器人应用		0.030*** (0.006)		
社交能力			0.026*** (0.008)	
社交能力×机器人应用			0.018** (0.007)	
语言表达能力				0.029*** (0.005)
语言表达能力×机器人应用				0.009** (0.004)
R ²	0.299	0.340	0.309	0.302

六、结论与政策建议

本文使用 IFR 机器人数据与 CLDS 微观调查数据,实证考察了机器人应用对农民工就业质量的综合影响和细分差异。主要研究发现有如下几点。第一,机器人应用显著提升了农民工就业质量,这一结论在经过 Heckman 两阶段模型、使用工具变量及其他一系列稳健性检验之后依然成立。第二,就业质量分指标的回归结果表明,机器人应用有助于降低农民工工作强度、改善工作稳定性及提高福利保障水平,但会降低其工资收入。第三,机器人应用会通过提升技能需求、提高生产率及促进产业协同集聚来改善农民工就业质量。第四,机器人应用对受教育程度较高、新生代农民工、非体力劳动以及互联网发展水平较高城市的农民工就业质量的提升效应更显著,这些群体更多享有技术发展红利。第五,拓展分析发现,机器人应用会引致农民工从常规向非常规技能的转换,思考能力、社交能力和语言表达能力较强的农民工就业质量提升也会更多。

本文的研究为探析机器人应用对农民工就业质量的影响提供了经验证据,对于全方位提升农民工就业质量、推进共同富裕具有一定政策启示。第一,应积极推动“人工智能+”行动,助力机器人产业蓬勃发展。政府部门可通过制定机器人发展规划,根据各地区要素禀赋条件和产业基础,有序拓展机器人应用的广度和深度,并配以新型网络基础设施和先进数据算力设备,推动智能化发展的进程。相关部门需要主动、全面、综合考虑劳动者可能受到的多重影响,精准监测和预判人机关系的发展动态,出台更加成体系的就业促进和帮扶措施,使得各方共享技术发展红利。第二,应不断提升农民工综合素质,使其更好地适应人工智能对劳动力技术的新要求。各级政府应及时关注劳动力市场工

作技能的变动需求,并通过与职业院校、企业实训基地、社会培训机构相联合等方式来加强对农民工的技能培训。应积极推动机器人应用与服务型制造业、生产性服务业的深度融合,通过延伸产业价值链条、促进资源要素高度协同来拓展农民工的可就业岗位。第三,应在推动产业发展的基础上,完善农民工保护政策体系,强化劳动者权益保障。建议继续推动县域经济发展,依托“一村一品”等政策的落实以及电商平台的支持,发展县域特色产业,通过产业梯度转移创造适配大龄务工人员的本地区就业岗位。在互联网欠发达地区,加强基层数字基础设施建设并建立就业信息定向推送机制,降低农民工获得信息资源的门槛,促进其实现高质量就业。

参考文献:

1. 柏培文、张云(2021):《数字经济、人口红利下降与中低技能劳动者权益》,《经济研究》,第5期。
2. 蔡跃洲、陈楠(2019):《新技术革命下人工智能与高质量增长、高质量就业》,《数量经济技术经济研究》,第5期。
3. 崔书会等(2019):《产业协同集聚的资源错配效应研究》,《统计研究》,第2期。
4. 崔岩、黄永亮(2023):《就业技能与职业分化——农民工就业质量的差异及其社会后果》,《社会学研究》,第5期。
5. 邓睿(2019):《多维就业质量视角下农民工社会资本的就业效应评估——来自中国劳动力动态调查的证据》,《经济学动态》,第12期。
6. 樊纲等(2011):《中国市场化进程对经济增长的贡献》,《经济研究》,第9期。
7. 郭凯明、罗敏(2021):《有偏技术进步、产业结构转型与工资收入差距》,《中国工业经济》,第3期。
8. 贺正楚等(2024):《产业协同集聚、技术创新与制造业产业链韧性》,《科学学研究》,第3期。
9. 侯俊军等(2020):《“机器换人”对劳动者工作质量的影响——基于广东省制造企业与员工的匹配调查》,《中国人口科学》,第4期。
10. 黄群慧等(2019):《互联网发展与制造业生产率提升:内在机制与中国经验》,《中国工业经济》,第8期。
11. 黄群慧、贺俊(2013):《“第三次工业革命”与中国经济发展战略调整——技术经济范式转变的视角》,《中国工业经济》,第1期。
12. 黄卓等(2024):《智能制造、人力资本升级与企业劳动收入份额》,《经济学(季刊)》,第5期。
13. 李礼连等(2022):《公共就业服务提高了农民工就业质量吗?》,《中国农村观察》,第4期。
14. 李中建、袁璐璐(2017):《务工距离对农民工就业质量的影响分析》,《中国农村经济》,第6期。
15. 綦建红、付晶晶(2022):《“机器换人”时代低技能劳动力何去何从?——基于中国劳动力动态调查数据的检验》,《人口研究》,第4期。
16. 邱子迅、周亚虹(2021):《数字经济发展与地区全要素生产率——基于国家级大数据综合试验区的分析》,《财经研究》,第7期。
17. 史新杰等(2021):《基础教育、职业培训与农民工外出收入——基于生命周期的视角》,《财经研究》,第1期。
18. 宋林、何洋(2020):《互联网使用对中国农村劳动力就业选择的影响》,《中国人口科学》,第3期。
19. 王欢欢等(2022):《最低工资制度、劳动合同期限与企业用工形式》,《经济学(季刊)》,第4期。
20. 王林辉等(2023):《人工智能技术冲击和中国职业变迁方向》,《管理世界》,第11期。

21. 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。
22. 王诗勇等(2023):《住房保障制度与流动人口就业质量——基于公租房准入条件的模糊断点回归分析》,《劳动经济研究》,第5期。
23. 魏下海等(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。
24. 伍山林(2016):《农业劳动力流动对中国经济增长的贡献》,《经济研究》,第2期。
25. 许健等(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。
26. 许怡、叶欣(2020):《技术升级劳动降级?——基于三家“机器换人”工厂的社会学考察》,《社会学研究》,第3期。
27. 阳义南、连玉君(2015):《中国社会代际流动性的动态解析——CGSS与CLDS混合横截面数据的经验证据》,《管理世界》,第4期。
28. 余玲铮等(2019):《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》,《中国人口科学》,第4期。
29. 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。
30. 张明志等(2024):《数字政府建设对农民工就业质量的影响研究》,《中国人口科学》,第6期。
31. Acemoglu D., Restrepo P.(2018), The Race between Man and Machine: Implications of Technology for Growth, Factor Shares, and Employment. *American Economic Review*. 108(6):1488-1542.
32. Acemoglu D., Restrepo P.(2020), Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets. *Journal of Political Economy*. 128(6):2188-2244.
33. Graetz G., Michaels G.(2018), Robots at Work. *Review of Economics and Statistics*. 100(5):753-768.
34. Leschke J., Watt A.(2014), Challenges in Constructing a Multi-Dimensional European Job Quality Index. *Social Indicators Research*. 118:1-31.

The Impact of Robot Application on the Employment Quality of Rural Migrant Workers

Su Yan Lu Jin He Xiaoli

Abstract: With the rapid development of artificial intelligence, the impact of large-scale application of robots on the labor market is becoming increasingly significant. This paper empirically examines the impact of robot application on the employment quality of rural migrant workers using robot data provided by the International Federation of Robotics and data from the China Labor-Force Dynamics Survey. The results show that the application of robots significantly improves the employment quality of rural migrant workers, and the effects of reducing work intensity, improving work stability, and enhancing welfare levels are more pronounced. Robot application can improve the employment quality by increasing skill demand, improving productivity, and promoting industrial synergy and agglomeration. Robot application has more positive effects on more educated, new-generation, non-manual labor and those who live in higher internet development regions. The extended analysis reveals that robot application lead to a shift from cognitive to non-cognitive skills, and that the impact on rural migrant workers with better thinking skills, social skills and communication skills is larger. This paper provides empirical evidence for actively promoting the "AI+" initiative, comprehensively improving the employment quality of rural migrant workers, and promoting common prosperity.

Keywords: Robot Application; Rural Migrant Workers; Employment Quality; Welfare Security; Job Skills

(责任编辑:许 多)