

工业机器人应用的隐性社会成本

——来自低技能农民工健康的证据

陈东 姚笛 张博

摘要：工业机器人应用的显性经济效益不断得以证实，但已有研究鲜少关注工业机器人应用可能产生的隐性社会成本，特别是对低技能农民工健康的影响。本文采用中国家庭追踪调查（CFPS）数据，考察工业机器人应用对低技能农民工健康的影响及其作用机制，并进一步讨论该影响是否存在动态变化和内部分化现象。研究发现，工业机器人应用显著降低了低技能农民工的身心健康水平，并且存在明显的个人和家庭异质性。这一结果主要归因于健康投资减少效应和劳动供给分化效应，而工伤规避效应所起到的积极作用较小。从时间变化趋势看，健康投资减少效应和劳动供给分化效应在逐渐弱化。机器人应用虽然缓解了低技能农民工内部“亲富性”的健康不平等，但同时加剧了高技能农民工与低技能农民工之间的健康不平等。基于此，本文认为，应推动再分配调节措施和医保体系改革措施的协同联动，在最大程度上减少新技术应用在健康方面带来的隐性社会成本。

关键词：工业机器人应用 隐性社会成本 低技能农民工 身体健康 心理健康

中图分类号：F062.4; F247 **文献标识码：**A

一、引言

2023年中央经济工作会议要求，深入落实安全生产责任制，守护好人民群众生命财产安全和身体健康。国家鼓励企业为劳动者营造良好的工作环境，强化职业健康危险源头防控和风险管控。而工业机器人（以下简称“机器人”）作为最新的前沿技术，正在从根本上改变劳动者在企业生产过程中的工作方式，并将深刻影响劳动者的安全与健康（Gihleb et al., 2022）。

相较于其他劳动者，中国农民工群体（尤其是低技能农民工）集中在以体力劳动为主的生产制造、社会生产和生活服务等工作岗位，最容易受到智能机器人的冲击，与智能化相关任务的重新分配可能

【资助项目】 山东省重点研发计划重大项目“山东省数字服务创新与数字政府建设研究”（编号：2024RZA0801）；山东省自然科学基金项目“人工智能应用对产业链稳定的影响研究：基于产业外迁的视角”（编号：ZR2024MG051）。

【作者信息】 陈东、姚笛（通讯作者），山东大学经济学院，电子邮箱：yd20050@mail.sdu.edu.cn；张博，北京大学经济学院。

会对其产生相应的健康风险与收益（刘欢，2020；Giuntella et al., 2024）。具体而言，机器人凭借其具有的替代性、协同性和创造性等技术经济特征，不仅会重塑低技能农民工的工作环境，通过改变其生产过程中遭受工伤事故的概率，直接影响其健康损耗强度，而且会打破低技能农民工在劳动力市场中的供需均衡点，通过改变就业与收入，间接影响其健康投资能力。国际机器人联合会（International Federation of Robotics, IFR）发布的《2022 全球机器人产业报告》显示，中国不仅在机器人安装量上持续位列世界第一，而且在机器人安装密度方面也首次超过美国，成为中国机器人应用新的里程碑^①。在此背景下，考察机器人应用对低技能农民工健康的影响及其作用机制，对把握新技术发展带来的隐性社会成本，共建包容性增长社会，具有重要的现实意义。

针对劳动者健康问题产生的原因，国内外学者从多方面开展了讨论。多数文献认为，除医保制度（潘杰等，2013）、空气污染（Kim et al., 2017）等宏观因素深刻影响劳动者的健康外，工作环境（Kuroda and Yamamoto, 2019）、工作时长（樊海潮和胡冬敏，2022）等微观因素也是劳动者健康的重要影响因素。随着机器人等前沿技术的广泛应用，近年来越来越多的文献从劳动者的身体健康和心理健康两方面入手，关注机器人等前沿技术应用对劳动者健康水平的影响。

从劳动者的身体健康角度看，大多数研究表明，机器人应用能够发挥积极作用。例如，Gihleb et al.（2022）基于美国和德国的数据，发现机器人应用减少了劳动者的体力劳动强度与残疾病例，能够显著降低工伤总量，提升劳动者的健康水平；胡晟明等（2021）采用中国家庭调查数据，发现机器人应用能够显著提升家庭平均健康水平，促进健康人力资本积累。但是，人机协作是机器人应用的关键环节，劳动者也可能在这一过程中受到各种伤害，导致其身体健康状况变差。例如，Askarpour et al.（2019）指出，机器人编程的系统性缺陷与人类行为的不确定性因素叠加，可能引发人机交互系统失效，进而对劳动者造成人身伤害乃至致命事故；Yang et al.（2022）也发现，机器人在应用初期与劳动者技能之间存在不匹配的现象，显著增加了职业伤害率和事故死亡率。

从劳动者的心理健康角度看，现有文献尚未就机器人的影响达成一致意见。机器人应用改变了劳动者的工作环境，由此引起的不确定性心理会增加劳动者的焦虑情绪。Abeliansky et al.（2024）发现，机器人的大规模运用会给劳动者带来工作丧失、过度竞争、薪酬下降等不安全感，增加劳动者的精神压力，导致心理健康恶化。但是，这一观点遭到了部分学者的反对，例如，Gihleb et al.（2022）认为，机器人应用与劳动者心理健康之间并没有显著的因果关系。究其原因，人机协作对员工心理的作用会受到员工自身特质和能力、机器人属性和环境等因素的制约（王振源和姚明辉，2022）。

由此可见，越来越多的文献开始关注机器人应用对劳动者健康的影响。然而，相较于其他劳动者，中国低技能农民工因自身禀赋特征与所从事的工作岗位特点，其身心健康更易受到机器人的冲击。遗憾的是，鲜有文献聚焦于机器人应用会如何影响低技能农民工的健康水平，更未充分挖掘其中的作用机制。与现有文献相比，本文可能的边际贡献主要体现在三个方面：其一，基于中国家庭追踪调查（CFPS）数据，聚焦低技能农民工这一特殊群体，考察机器人应用与低技能农民工健康的因果关系，为应对新

^①资料来源：《China overtakes USA in robot density》，<https://ifr.org/ifr-press-releases/news/china-overtakes-usa-in-robot-density>。

技术对低技能农民工健康的冲击提供大样本数据支持；其二，从工伤规避效应、健康投资减少效应和劳动供给分化效应三个角度，全面考察机器人应用影响低技能农民工健康的作用渠道及其动态变化趋势，并从工作岗位视角挖掘其中的深层次原因，以更好地把握机器人应用影响低技能农民工健康的内在规律；其三，进一步从内部对比视角分析机器人应用是否会引起低技能农民工内部、高技能农民工与低技能农民工之间的健康不平等，以洞悉机器人应用对低技能农民工健康的影响是否存在外溢效应。

二、理论机制分析

（一）机器人应用与隐性社会成本的概念界定

1. 机器人应用。本文的“机器人应用”是指工业机器人在企业中的应用。2014年，IFR将工业机器人定义为一种可以实现半自主或自主控制、可进行编程、能够应用于实际生产过程中的机器设备，认为其属于人工智能范畴。现有研究指出，机器人在企业中的应用具有渗透性的技术经济特征，并具体表现为替代性、协同性和创造性（蔡跃洲和陈楠，2019）。其中，替代性的主要体现是机器人能够替代那些与其功能重复的职业劳动者；协同性主要体现为机器人与劳动者的协作配合，提高生产效率；创造性则主要体现为机器人应用通过辅助劳动者知识创造，促进其技术创新能力的提升。这些技术经济特征在很大程度上决定了机器人应用如何影响低技能农民工健康。

2. 隐性社会成本。隐性社会成本是指在社会生产与生活中，由特定行为或决策所引致、但未在财务报表或市场交易中显性体现的社会性支出。该类成本通常由整个社会共同承担，并通过生理、心理、社会经济、生态环境、制度安排与治理结构等多个维度呈现^①。其中，生理和心理方面的隐性社会成本主要是指劳动者的身心健康资本折损，包括因高强度劳动与恶劣工作环境造成的职业健康问题，也包括由职场内卷、算法监控等因素引发的焦虑、抑郁等心理健康障碍。

本文之所以聚焦低技能农民工群体，是因为相较于其他劳动者，中国低技能农民工自身所具备的特点，使其更易受到机器人应用的冲击：与低技能城镇劳动者相比，低技能农民工的社会网络关系不发达、家庭资本积累较少，难以通过外界帮助寻找收入较高且对健康损害较少的工作岗位；与高技能农民工相比，低技能农民工的技能水平较低，难以通过技能议价能力获取高质量的就业岗位。为了获得更高的工资，低技能农民工往往从事以体力劳动、高危劳动为主的工作岗位，而替代劳动者完成体力繁重、高危的劳动任务是机器人的主要研发目的之一（Gihleb et al., 2022）。因此，立足低技能农民工健康角度探究机器人应用的隐性社会成本，具有重要的现实意义。

本文的研究对象“低技能农民工”，涉及“低技能”和“农民工”两个关键词。其中，劳动者受教育程度是大多数文献对“低技能”进行定义的主要依据。这类研究一般将受教育程度为高中及以下的劳动者定义为“低技能”劳动者（邢春冰和徐懿凡，2025）。“农民工”则是指在城镇通过从事非农工作获取收入的农民，他们仍然保留着农村户籍和权益，同时又无法享受和城市居民一样的公共服

^①本文主要从低技能农民工健康角度探讨机器人应用的隐性社会成本，此处不再详细分析其他隐性社会成本的内涵。不过，笔者在附录中详细阐述了“隐性社会成本”概念，可查阅《中国农村经济》网站或中国知网本文附录一。

务。因此,根据上文对“低技能”和“农民工”两个核心名词的定义,本文研究的“低技能农民工”是指有收入来源、未退出劳动力市场、未受过高等教育且户籍所在地为农村的劳动者。

(二) 作用渠道分析

1. 工伤规避效应。机器人的主要用途之一是替代或协作劳动者完成那些对体力要求较高、高危的劳动任务,延缓低技能农民工身心健康的折旧速度。在现实经济生活中,相较于低技能的城镇劳动者,低技能农民工的家庭负担更重,社会网络关系更少,更难以寻找到质量相对高的工作岗位。为了获得比普通劳动任务更高的工资,低技能农民工往往会从事对健康损害较大的劳动任务。而智能机器人可以替代劳动者从事焊接、码垛和装配等体力劳动(Acemoglu and Restrepo, 2020),帮助劳动者避免与烟尘、有毒物品等的直接接触。而将工作环境中的烟尘、有毒物品等危险物质与劳动者有效隔离,会降低劳动者患呼吸疾病的风险,减少因职业病工伤多发引起的身心健康资本折旧。同时,机器人替代部分原来由劳动者执行的高强度、简单重复的工作任务,也能够避免劳动者因过重的体力负担和注意力分散引起的工伤,延缓低技能农民工的身心健康资本折旧速度。因此,机器人应用可通过工伤规避效应改善低技能农民工的身心健康。基于此,本文提出假说 H1。

H1: 机器人应用通过工伤规避效应提高低技能农民工的健康水平。

2. 健康投资减少效应。机器人应用在促进企业生产方式变革的同时,也改变了低技能农民工的收入水平,并因此形成新的健康投资边际收益率。低技能农民工所从事的工作岗位与机器人的匹配程度较低,导致其在薪酬谈判中的工资议价能力下降(刘欢, 2020),不得不接受较低的劳动收入水平。同时,尽管机器人应用的协同效应和创造效应有助于生产规模的扩张,增加对低技能农民工的需求,但现有研究表明,机器人应用引起的低技能劳动者就业需求主要集中在技术含量较低的服务业岗位(蔡跃洲和陈楠, 2019),而这些没有太多技术含量的工作岗位收入水平往往较低。由此可见,机器人应用在总体上会导致低技能农民工劳动收入的减少。在其他条件不变的情况下,收入降低会削弱低技能农民工对健康服务的相对购买能力,减少医疗保健、文教娱乐等与身心健康密切相关的消费支出(Grossman, 1972)。这显然不利于低技能农民工健康投资边际收益率的改善,不仅使其面临着更高的发病率并陷入“疾病—贫困—疾病”的恶性循环之中(刘泰星和尹志超, 2024),也会导致其滋生焦虑和抑郁的情绪(罗长远等, 2023)。因此,机器人应用可能通过健康投资减少效应对低技能农民工身心健康产生负面影响。基于此,本文提出假说 H2。

H2: 机器人应用通过减少健康投资来降低低技能农民工的健康水平。

3. 劳动供给分化效应。随着“机器换人”愈演愈烈,机器人的应用会引起低技能农民工工作时间的变化,影响其身心健康资本的损耗强度。一方面,机器人会对一些匹配程度较低的低技能劳动者形成“补位式替代”(Gunadi and Ryu, 2021),导致低技能农民工在一段时间内处于摩擦性失业状态。而相关研究表明,失业会增加劳动者罹患慢性病、精神抑郁等各种身心健康疾病的概率,加速身心健康资本存量的折旧速度(陈秋霖等, 2017)。另一方面,机器人应用在现实经济生活中并不会完全替代低技能农民工,更多的是削弱其工资议价能力,引起岗位工资收入下降。不同于家庭资本积累较为丰厚、社会网络关系较丰富的低技能城镇劳动者,低技能农民工为了支撑沉重的家庭经济负担,在面

对机器人应用带来的负面冲击时,不得不另外寻找兼职工作,或者转换到收入较低的服务业岗位,通过延长工作时间获取足够的劳动收入。低技能农民工工作强度本就较高,进一步增加工作时间不仅会加速其身心健康的损耗,也会挤压低技能农民工在锻炼、睡眠等方面的时间分配。考虑到睡眠时间是保障人体各项生理机能正常运作的必要时间分配,低技能农民工在必须减少其他时间分配的情况下,会优先减少其在锻炼方面的时间分配。而缺乏充分的锻炼时间,会导致低技能农民工的健康投资不足,最终损害其身心健康。由此可见,机器人应用引发的低技能农民工劳动供给分化,会恶化其身心健康水平。基于此,本文提出假说 H3。

H3: 机器人应用通过促使劳动供给分化来降低低技能农民工的健康水平。

根据上文分析,机器人应用对低技能农民工健康的影响具有两面性,在通过工伤规避效应对低技能农民工健康发挥正面影响的同时,也会通过健康投资减少效应和劳动供给分化效应对低技能农民工健康产生负面影响。因此,从短期来看,机器人应用对低技能农民工身心健康的整体影响尚不明确,需要根据严谨的实证检验进行判断。

三、实证设计

(一) 数据来源与样本选择

本文中,个体和家庭层面变量的数据来源于 CFPS 数据库,使用的样本范围为 2010 年、2012 年、2014 年、2016 年、2018 年和 2020 年 6 期调查数据。该数据库存在一定局限性,如未能覆盖全部省级行政区,且抽样户数相较于全国总户数仍然十分有限。因此,基于该数据库的实证研究仍可能存在样本偏误问题。城市机器人应用变量的数据来源于 2005 年的全国 1%人口抽样调查微观个体数据和《中国劳动统计年鉴》《中国工业统计年鉴》,以及国际机器人联合会数据库(<https://ifr.org>);其他城市控制变量的数据来源于中经网统计数据库(<https://db.cei.cn/jsp/Home>)、《中国城市统计年鉴》;省级工伤数量数据来源于 2009 年、2011 年、2013 年、2015 年、2017 年和 2019 年的《中国劳动统计年鉴》。考虑到宏观经济的影响传导到个体具有一定的滞后效应,本文采用调查样本年份滞后一期的地区层面数据与 CFPS 数据库进行匹配。

参考现有研究,本文对 CFPS 数据做如下处理:第一,根据本文构建的个体和家庭层面变量,从 CFPS 数据库中选取相应指标,并通过个人识别码、家庭识别码将选取的各期 CFPS 数据进行纵向匹配;第二,将低技能农民工样本的年龄范围限定为 16~60 岁;第三,删除身心健康、收入、受教育程度等主要变量缺失的样本;第四,CFPS 数据的一些劳动者样本在年龄、收入等方面上存在极端值问题,本文借鉴 Giuntella et al. (2024) 的思路,根据考虑年龄、收入等因素的倾向得分匹配回归结果计算综合得分值,删除综合得分位于前 1%和后 1%的边缘样本。经过数据预处理后,实际样本量为 29345 个。

(二) 变量选取与说明

1.被解释变量。本文的被解释变量为低技能农民工健康水平。低技能农民工健康可以分为身体健康和心理健康两个方面,前者使用 CFPS 数据库中自评健康数据衡量,如果身体健康状况为很健康、

非常健康或者比较健康,则赋值为1,否则为0;后者参考罗长远等(2023)的做法,采用流调中心抑郁量表(CES-6)6题项的简单平均得分来测量,并对其进行0-1标准化处理,使之成为正向指标。

2.核心解释变量。本文的核心解释变量为机器人应用。与机器人安装存量、安装流量等指标相比,机器人渗透度更能反映机器人的实际应用水平。因此,本文借鉴 Acemoglu and Restrepo (2020)、王林辉等(2023)的思路,构建机器人渗透度指标来测度各市的机器人应用水平:

$$Robot_{ct} = \sum_{m \in M} l_{mc}^{2005} \frac{Robots_{mt}}{L_{m2005}} \quad (1)$$

(1)式中: $Robot_{ct}$ 为 c 城市 t 年的机器人应用水平,即机器人安装流量与劳动者数量之比。 $Robots_{mt}$ 为全国层面 m 行业在 t 年的机器人安装流量。 L_{m2005} 为 m 行业2005年的就业总人数。 l_{mc}^{2005} 表示2005年 c 城市 m 行业的就业人数占城市 c 总就业人数的比例,这一比例根据2005年全国1%人口抽样调查微观个体数据计算得到。

3.机制变量。在考察工伤规避效应时,本文以省级工伤数量作为机制变量^①,具体以因工作原因而受伤、患职业病的工伤数量之和来测度。尽管该变量是省级层面指标,数据颗粒的大小与其他指标存在差异,但根据 IFR 数据库的统计,机器人的种类较少且其性能一般相对固定,对劳动者工伤的影响并不存在太大的地区差异。因此,该研究策略能够较好地检验机器人应用的工伤规避效应是否存在。

在考察健康投资减少效应时,一方面,本文从收入端检验机器人应用对小时劳动收入和年劳动收入的影响;另一方面,本文从支出端检验机器人应用对健康相关支出的影响。本文使用的 CFPS 数据虽然未统计低技能农民工健康的相关支出,但是提供了低技能农民工所在家庭的消费支出结构数据,可以在一定程度上反映个人的支出结构。在各类家庭消费支出中,医疗保健支出和文教娱乐支出代表了低技能农民工的改善性支出,该类支出的增加有助于其身心健康水平的提升。因此,本文以医疗保健支出和文教娱乐支出占比作为低技能农民工健康相关支出的代理变量。

在考察劳动供给分化效应时,存在两种情况:一是当机器人对低技能农民工形成“补位式替代”时,会导致其暂时处于摩擦性失业状态。此时以就业状态衡量劳动供给状况,即如果当前处于就业状态,赋值为1,否则赋值为0;二是当机器人不会对低技能农民工形成“补位式替代”时,则会影响其工作时间。此时以工作时间衡量劳动供给状况,即采用每周工作的小时数来表征。机器人应用会影响低技能农民工工作时间供给的同时,也会影响与其身心健康密切相关的锻炼、睡眠等时间的分配,其中,锻炼时间以每周锻炼时间长度衡量,睡眠时间以工作日睡眠时间长度衡量。

4.控制变量。本文参考邓睿和冯楠淋(2025)等的做法,选取个体、家庭和城市层面的控制变量。一是个体特征变量,主要有年龄、性别、是否吸烟和喝酒;二是家庭特征变量,包括家庭人均收入和家庭规模;三是城市特征变量,包括经济发展水平、医疗资源、教育资源、社会保障、人均绿地面积。

^①工伤数据只统计到省级层面,因此在考察工伤规避效应时需要用到省级层面的机器人应用指标,这里根据上文城市机器人应用的构建方法重新计算省级层面的机器人应用指标。

本文主要变量的定义及描述性统计结果如表 1 所示^①。

表 1 主要变量的定义与描述性统计

变量类型	变量名称	变量定义或赋值	平均值	标准差
被解释变量	低技能农民工身体健康水平	很健康、非常健康或比较健康=1，否则=0	0.8055	0.3958
	低技能农民工心理健康水平	流调中心抑郁量表（CES-6）6 题项的简单得分平均并进行 0-1 标准化处理	0.8354	0.1772
核心解释变量	机器人应用	工业机器人渗透度	0.0662	0.1498
机制变量	省级工伤数量	因工作原因而受伤、患职业病的工伤数量之和（万件）	3.1952	4.0553
	小时劳动收入	劳动者每小时工作收入（元）	16.6173	187.5269
	年劳动收入	劳动者一年内所有收入之和（万元）	1.9589	2.1849
	健康相关支出	劳动者家庭医疗保健支出和文教娱乐支出占消费总支出的比重	0.1871	0.1954
	就业状态	劳动者当前处于就业状态=1，否则=0	0.8456	0.3614
	工作时间	劳动者每周工作的小时数（小时）	55.6428	20.7167
	锻炼时间	劳动者每周锻炼时间长度（小时）	8.4396	48.8021
	睡眠时间	劳动者工作日睡眠时间长度（小时）	7.9013	1.4377
个体控制变量	年龄	劳动者年龄（岁）	39.5613	11.6128
	性别	劳动者为男性=1，女性=0	0.5957	0.4908
	是否吸烟	劳动者过去一个月吸烟=1，否则=0	0.3914	0.4881
	是否喝酒	劳动者过去一个月每周喝酒超过 3 次=1，否则=0	0.1857	0.3888
家庭控制变量	家庭人均收入	家庭总收入与家庭总人数的比值（万元/人）	1.3566	1.8811
	家庭规模	家庭总人数（人）	4.4974	1.8085
城市控制变量	经济发展水平	城市人均地区生产总值 GDP（万元）	3.8929	3.1501
	医疗资源	城市医院数量与人口数量的比值（个/万人）	0.4716	0.4917
	教育资源	城市财政的教育支出与中小学生人数之比（万元/百人）	94.4498	80.3031
	社会保障	城市财政的社会保障与就业支出与人口数量之比（万元/百人）	8.6084	7.1810
	人均绿地面积	城市绿地面积与人口数量之比（公顷/万人）	4.4974	1.8085

注：在后文的回归分析中，本文对省级工伤数量、小时劳动收入、年劳动收入、工作时间、锻炼时间、睡眠时间、家庭人均收入、家庭规模、经济发展水平、教育资源、社会保障和人均绿地面积等变量进行对数化处理。

（三）实证模型构建

本文所使用的 CFPS 数据为混合截面数据，故借鉴 Gihleb et al.（2022）、王林辉等（2023）的做法，采用包含城市固定效应和年份固定效应的双重固定效应模型来识别机器人应用与低技能农民工健康水平的因果关系，构建模型如下：

^①本文在附录中详细介绍了数据来源与样本选择，并描述了机器人应用与低技能农民工健康两个核心变量之间关系的特征事实，初步判断了机器人应用与低技能农民工健康之间的关系。详见《中国农村经济》网站或中国知网本文附录二。

$$Health_{ifct} = \alpha + a_0 Robot_{ct} + a_1 Control1_{it} + a_2 Control2_{ft} + a_3 Control3_{ct} + \mu_c + \nu_t + \varepsilon_{ifct} \quad (2)$$

(2) 式中: i 、 f 、 c 、 t 分别代表劳动者个体、家庭、城市和年份; $Health_{ifct}$ 为被解释变量, 表示低技能农民工健康水平, 分为身体健康水平和心理健康水平两个维度; $Robot_{ct}$ 为本文的核心解释变量机器人应用; $Control1_{it}$ 、 $Control2_{ft}$ 和 $Control3_{ct}$ 分别是个人层面、家庭层面和城市层面的控制变量; μ_c 和 ν_t 分别代表城市固定效应和年份固定效应, ε_{ifct} 为随机误差项; α 为常数项, a_0 、 a_1 、 a_2 、 a_3 为模型估计参数。

四、实证检验结果与分析

(一) 基准回归结果

从表 2 结果可以看出, 在依次增加个体、家庭和城市层面的控制变量后, 机器人应用对低技能农民工身体健康水平和心理健康水平的影响均显著为负, 说明机器人应用在整体上不利于低技能农民工身心健康。这与中国相关研究得出的机器人应用会提升劳动者健康水平的结论不同(胡晟明等, 2021)。背后的逻辑是: 虽然机器人应用会替代那些体力负担繁重或有毒副作用的劳动任务, 在一定程度上促进低技能农民工身心健康水平改善, 但是, 结合现实来看, 中国的机器人安装量在 2013 年以后才开始出现快速增长, 机器人在中国大规模普及应用的时间尚短, 低技能农民工本就相对缺乏与机器人相匹配的专业技能, 在短期内难以与机器人形成良好的协作关系, 导致机器人应用的健康投资减少效应和劳动供给分化效应更加明显, 在整体上不利于低技能农民工身心健康^①。

表 2 机器人应用对低技能农民工健康水平影响的基准回归结果

变量	低技能农民工身体健康				低技能农民工心理健康			
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
机器人应用	-0.0934*** (0.0285)	-0.0849*** (0.0240)	-0.0789*** (0.0237)	-0.0756*** (0.0233)	-0.0322** (0.0132)	-0.0299** (0.0136)	-0.0268** (0.0130)	-0.0279** (0.0111)
年龄		-0.2679*** (0.0086)	-0.2573*** (0.0087)	-0.2576*** (0.0087)		-0.0328*** (0.0042)	-0.0274*** (0.0042)	-0.0274*** (0.0042)
性别		0.0602*** (0.0070)	0.0606*** (0.0071)	0.0607*** (0.0071)		0.0508*** (0.0034)	0.0510*** (0.0034)	0.0508*** (0.0034)
是否吸烟		0.0078 (0.0060)	0.0070 (0.0061)	0.0070 (0.0061)		-0.0153*** (0.0031)	-0.0157*** (0.0031)	-0.0156*** (0.0031)
是否喝酒		0.0335*** (0.0077)	0.0307*** (0.0077)	0.0309*** (0.0077)		0.0019 (0.0027)	0.0005 (0.0027)	0.0006 (0.0027)
家庭人均收入			0.0381*** (0.0035)	0.0381*** (0.0035)			0.0199*** (0.0019)	0.0199*** (0.0019)

^①限于正文篇幅, 对控制变量结果的解释详见《中国农村经济》网站或中国知网本文附录三。

表 2（续）

家庭规模			0.0434*** (0.0069)	0.0431*** (0.0069)			0.0220*** (0.0037)	0.0218*** (0.0037)
经济发展水平				0.0147* (0.0081)				-0.0005 (0.0036)
医疗资源				0.0038 (0.0067)				0.0044* (0.0022)
教育资源				-0.0372 (0.0231)				-0.0024 (0.0119)
社会保障				0.0196 (0.0261)				0.0231** (0.0110)
人均绿地面积				0.0223 (0.0143)				-0.0072 (0.0083)
城市固定效应	已控制	已控制	已控制	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	已控制	已控制	已控制
观测值数	29345	29345	29345	29303	29345	29345	29345	29303
R ²	0.0449	0.0964	0.1022	0.1026	0.0566	0.0736	0.0815	0.0820

注：①***、**和*分别表示 1%、5%和 10%的显著性水平，括号内为城市层面聚类标准误，下同。②后文的实证检验中均加入了控制变量、城市固定效应和年份固定效应，以下各表中不再体现该信息。

（二）内生性与稳健性检验

1. 内生性处理。第一，工具变量法。一是借鉴盛丹和卜文超（2022）的研究思路，选取美国机器人渗透度指标作为工具变量。选取原因在于，美国机器人渗透度与中国机器人渗透度的变化趋势总体较为相似（盛丹和卜文超，2022），并且美国的机器人技术世界领先，是观察机器人应用发展趋势的重要参考国家，与中国机器人应用具有较强的相关性。然而，美国机器人应用并不会直接作用于中国低技能农民工健康，也满足严格的外生性假设。工具变量的估计结果如表 3（1）～（3）列所示，美国机器人渗透度与中国机器人应用两者之间存在明显的正相关性，通过了相关性检验。在此基础上，机器人应用对低技能农民工身心健康水平的影响显著为正，说明基准结果稳健。二是参考 Acemoglu and Restrepo（2020）的思路，选取更多与中国机器人渗透度存在相似变化趋势的国家。具体来说，将美国、韩国和德国机器人渗透度的加权平均值（多国机器人渗透度指标）作为工具变量。显然，该变量依然满足“严外生”和“强相关”条件。表 3（4）～（6）列回归结果显示，该工具变量与中国机器人应用呈显著正相关关系，且机器人应用对低技能农民工身心健康水平的回归结果也符合预期。

表 3 应用工具变量法与 Heckman 两步法的估计结果

变量	机器人应用 (1)	身体健康 (2)	心理健康 (3)	机器人应用 (4)	身体健康 (5)	心理健康 (6)	身体健康 (7)	心理健康 (8)
美国机器人渗透度	1.5621*** (0.1279)							

表3（续）

多国机器人渗透度	0.5397*** (0.0350)							
机器人应用	-0.1311** (0.0502)	-0.0304* (0.0171)		-0.1025*** (0.0391)	-0.0309** (0.0137)	-0.0845*** (0.0242)	-0.0235** (0.0118)	
逆米尔斯比率						-0.6998*** (0.0609)	0.2024 (0.1656)	
LM 值	6.642			4.104				
F 值	149.201			237.187				
观测值数	29303	29303	29303	29303	29303	29303	29281 29303	

第二，考虑样本选择偏误问题。CFPS 数据库的样本范围未能覆盖全部省级行政区，且抽样户数占全国总户数比重仍然较小，如果不考虑这一问题，可能存在样本选择偏误问题，对此，本文使用 Heckman 两步法模型进行检验。如表 3（7）～（8）列的结果所示，核心解释变量估计系数依然显著为负，表明即使考虑样本选择偏误情况后，基准结论也具有合理性。

第三，遗漏变量的敏感性分析。为了识别其他遗漏变量可能带来的影响，本文借鉴 Cinelli et al.（2024）的做法，进行遗漏变量的敏感性分析。为此，本文将所有变量标准化为均值为 0、方差为 1 的随机变量，通过对标准化后的变量进行回归，找到对低技能农民工健康水平影响最大的变量，并将其作为对比变量进行敏感性检验。结果显示，即使加入对比变量 3 倍强度的遗漏变量，也不会改变基准结论^①。

2. 稳健性检验。第一，更换核心变量。在被解释变量方面：一是采用未处理前的自评健康有序分类变量重新测度，1 表示不健康，2 表示一般，3 表示比较健康，4 表示很健康，5 表示非常健康。二是尽管使用自评健康指标作为身体健康水平代理变量的做法在已有文献中被广泛采用，但该指标的主观性较强，本文参考张明昂（2021）、刘宏等（2024）的做法，采用半年内是否有慢性疾病（反向指标）、BMI 指数这两个客观指标重新度量低技能农民工身体健康水平。三是对于低技能农民工心理健康水平指标，不同于前文采用流调中心抑郁量表 6 题项的简单平均得分法来测量，本文采用客观的主成分分析法重新测度低技能农民工心理健康水平指标。四是以城市层面身体健康、心理健康的低技能农民工所占比例来衡量城市低技能农民工身体健康水平和心理健康水平，在中观层面予以辅助性论证。

在核心解释变量方面：一是采用更长的核心解释变量滞后期数进行稳健性检验，即将核心解释变量对 CFPS 受调查年份作滞后二期、滞后三期处理。二是使用机器人安装存量数据重新计算机器人渗透度，用来测度机器人应用水平。将上述构建的指标重新代入模型回归后发现，基准结论依然稳健。

第二，其他稳健性检验。一是重新定义“低技能农民工”。本文根据赵烁等（2020）的思路，基于职业分类视角进行定义。商业服务人员、生产操作人员以及其他工作人员所需的专业技能要求较低，可将此类农民工定义为“低技能农民工”。同时，本文还基于受教育程度和职业分类双重视角进一步定义“低技能农民工”。二是更换计量模型。由于基准回归中衡量身体健康水平的自评健康指标为二值虚拟

^①限于正文篇幅，遗漏变量敏感性分析的估计结果详见《中国农村经济》网站或中国知网本文附录四。

变量，本文使用 ordered Logit 模型和 ordered Probit 模型再次估计。三是考虑机器人应用的城市—行业特征。本文借鉴 Giuntella et al.（2024）的做法，分别剔除机器人安装量最高的交通运输设备制造业和前两位行业（交通运输设备制造业和电子电气产品制造业），重新计算机器人渗透度指标以衡量机器人应用水平。四是控制多维固定效应。本文在加入一系列控制变量的基础上，进一步控制行业固定效应，以缓解对低技能农民工所处行业特征考虑不足带来的估计偏误。五是排除其他事件的干扰。机器人在企业生产过程中的应用不仅受制于互补性技术发展、最低工资制度与市场化改革等政策实施引起的制度环境改变（蔡跃洲和陈楠，2019），也会受到新冠疫情这一重大公共卫生事件的冲击，本文排除这些事件干扰后重新进行估计。根据上述思路进行检验的结果显示，基准结论仍未发生显著变化^①。

（三）作用渠道检验

由于使用中介效应模型的逐步回归法检验作用机制存在较大的内生性偏误，本文根据现有研究的主流做法，直接检验机器人应用对机制变量的影响，并结合前文的理论分析，识别机器人应用如何通过机制变量影响低技能农民工身心健康水平。为尽量避免内生性问题的影响，在后文的所有实证分析中以美国机器人渗透度作为工具变量，工具变量相关检验均通过。

表 4（1）列展示了工伤规避效应的检验结果。可以发现，机器人应用对工伤数量的影响显著为负。这表明，在现阶段，机器人应用能够发挥工伤规避效应，有助于低技能农民工身心健康水平的改善，至此假说 H1 得证。究其原因，相较于传统自动化设备，机器人可以更加精准地控制生产工序和替代体力负担繁重的劳动任务，不仅能够尽可能地避免低技能农民工因机器失控造成的意外伤害，而且可以有效减轻其体力投入，有助于降低事故性工伤的发生率，对身心健康水平具有重要的改善作用。

表 4 工伤规避效应和健康投资减少效应的检验结果

变量	工伤数量 (1)	小时劳动收入 (2)	年劳动收入 (3)	健康相关支出 (4)
机器人应用	-0.8752* (0.4922)	-0.2867*** (0.0771)	-0.7652*** (0.1403)	-0.0398** (0.0198)
观测值数	180	15090	29303	19681

表 4（2）～（4）列展示了健康投资减少效应的检验结果。在收入端，无论是从小时劳动收入来看，还是从年劳动收入来看，机器人应用对低技能农民工劳动收入的影响均显著为负，说明机器人应用对低技能农民工年劳动收入的降低作用主要是通过压缩其小时劳动收入来实现，此时低技能农民工劳动力要素的供给价格有所下降，即使其执行与原来一样的工作时间，其年劳动收入也会降低，从而抑制了低技能农民工对健康资本的持续投资能力，导致身心健康水平变差。在支出端，机器人应用对健康相关支出的影响显著为负，表明机器人应用在降低劳动收入后确实会导致健康相关支出减少，对低技能农民工身心健康水平产生负面影响，与收入端的检验结果相互印证，至此假说 H2 得证。背后的逻辑是：机器人作为“制造业皇冠上的明珠”，比以往的自动化技术具有更加强大的替代效应，即

^①限于正文篇幅，稳健性检验未展示的估计结果详见《中国农村经济》网站或中国知网本文附录五。

具有广泛的劳动任务替代范围和强大的劳动任务替代深度。并且，相对于其他劳动者，低技能农民工所从事的劳动任务与机器人匹配程度较低，这意味着，机器人的应用会显著削弱低技能农民工的工资议价能力，迫使其接受更低的工资收入，降低了其对健康服务的购买能力，引起身心健康状况恶化。

表 5（1）～（4）列展示了劳动供给分化效应的检验结果。可以发现，机器人应用对就业状态的影响显著为负，对工作时间和锻炼时间的影响分别显著为正和显著为负，对睡眠时间的的影响则不显著。这表明，机器人应用在导致部分低技能农民工失业的同时，也提高了所有低技能农民工的平均工作时间，造成低技能农民工的劳动供给量出现分化现象，不利于低技能农民工身心健康水平的改善。并且，由机器人应用引致的工作时间增加，还挤压了低技能农民工的锻炼时间，这进一步恶化了低技能农民工的身心健康，至此假说 H3 得证。究其原因：一方面，机器人应用对与其匹配程度较低的低技能劳动者形成强大的替代效应，甚至会对部分低技能劳动者所从事的劳动任务形成“补位式替代”，导致低技能劳动者丧失工作并处于失业状态，而失业增强了低技能劳动者的心理压力，并可能因此形成不健康的生活方式，诱发各种疾病。另一方面，由于机器人应用会显著减少低技能农民工的收入，使其为了养家糊口不得不延长工作时间，难以抽出较多的时间锻炼身体，对劳动者身心健康造成负面影响。

表 5 劳动供给分化效应和作用渠道形成原因探讨的检验结果

变量	就业状态	工作时间	锻炼时间	睡眠时间	第一类 工作岗位	第二类 工作岗位	第三类 工作岗位
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
机器人应用	-0.1821** (0.0909)	0.1429*** (0.0409)	-0.3928*** (0.1337)	-0.0050 (0.0203)	-0.3345*** (0.1082)	-0.0605 (0.0426)	0.3950*** (0.1347)
观测值数	29303	15090	26691	20428	23924	23924	23924

（四）作用渠道形成原因探讨

从上文的作用渠道分析可以看出，机器人应用之所以会对低技能农民工健康水平产生显著的负向影响，归根结底是因为：与其他劳动者相比，低技能农民工的家庭负担较为繁重，并且其从事的工作岗位往往与机器人匹配程度较低，导致其在面对机器人应用的冲击时，不得不通过调整原有工作岗位内容或更换工作岗位以获取最大的经济收益。这也与低技能农民工的就业结构状况相符。根据文中所使用的 CFPS 数据，大约有 43.4%的低技能农民工从事重复性较强且体力负担较重的生产制造岗位（第一类工作岗位），比例远远高于非低技能农民工的 26.1%。同时，仅有约 10.2%的低技能农民工从事体力负担较轻且收入较高的单位负责人、专业技术人员、办事人员和有关人员等岗位（第二类工作岗位），其余 46.4%的低技能农民工所从事的社会服务人员等岗位（第三类工作岗位）虽然对体力要求较低，但所带来的收入相较于生产制造岗位也较少。而现有研究表明，第一类工作岗位与机器人匹配程度较低，而第二类、第三类就业岗位与机器人匹配程度较高（蔡跃洲和陈楠，2019）。这意味着低技能农民工因其特殊的就业结构确实更容易遭受机器人应用的负面冲击，这是导致低技能农民工身心健康水平下降的根源。基于工作岗位在机器人应用影响低技能农民工身心健康过程中所起到的关键作用，本文构建低技能农民工是否从事三类工作岗位的虚拟变量（是=1，否则=0），以分析“机器换人”

背景下低技能农民工更倾向于从事哪类工作岗位，从工作岗位视角挖掘其中的深层次原因。

表 5（5）～（7）列的回归结果显示，机器人应用对第一类、第二类和第三类工作岗位就业状态的影响分别显著为负、不显著和显著为正。这说明，机器人应用在降低低技能农民工从事第一类工作岗位概率的同时，不会对低技能农民工从事第二类工作岗位的概率造成显著影响，但明显增加了低技能农民工从事第三类工作岗位的概率，因此带来的工伤规避效应、健康投资减少效应和劳动供给分化效应导致了低技能农民工健康水平的降低。由此可见，在“机器换人”现象愈演愈烈的背景下，被机器人替代概率较大的从事第一类工作岗位的低技能农民工，无法流入体力负担较轻、收入较高但复杂程度较高的第二类工作岗位，要么选择与机器人展开激烈的“竞争”，被迫主动降低自身工资收入或减少工作时间以换取继续留职的机会，要么选择流入体力负担较轻但工资收入较低的第三类工作岗位。虽然机器人应用减少了低技能农民工因负担过多的体力劳动而带来的工伤事故数量，有助于改善其身心健康水平，但是，由于低技能农民工面临较大家庭负担，无论是选择留职第一类工作岗位还是流入第三类工作岗位，其均有动机选择延长工作时间以尽可能抵消机器人应用对其劳动收入的负向影响，最终导致低技能农民工健康水平的降低。由此可见，机器人应用带来的低技能农民工劳动任务调整是导致其身心健康恶化的深层次原因。

五、异质性分析

尽管上文的实证检验发现，机器人应用在总体上不利于低技能农民工身心健康水平的改善，但是，不同低技能农民工的自身特性及其所处的家庭环境、行业环境存在较大差异，使其在面对机器人冲击时的行为表现可能存在较大差异，从而产生与该行为表现相对应的健康资本损失或收益^①。

不同年龄阶段的低技能农民工对机器人的适应能力存在明显差异，导致其在面对“机器换人”冲击时的身心健康受损程度有所不同。现实中，企业通常将 35 岁作为招聘门槛，认为农民工超过 35 岁后，癌症等重大疾病的发病率将显著上升，劳动生产率也因此出现明显下降（章铮，2011；行伟波等，2021）。参考上述代表性文献，本文以 35 岁年龄为分界线对样本进行异质性分析，将年龄在 35 岁及以下的样本归类为较小年龄分组，否则归类为较大年龄分组。回归结果如表 6（1）～（2）列、（9）～（10）列所示，机器人应用对年龄较小的低技能农民工身体健康水平和心理健康水平影响不显著，但对年龄较大的低技能农民工身体健康水平和心理健康水平产生负面影响。背后的原因是：相较于年龄较小的低技能农民工，年龄较大的低技能农民工学习能力较差，难以跟上机器人发展的脚步，因机器人应用带来的工资议价能力下降幅度更大，从而减少在健康方面的投资，不利于身心健康水平。

一般来讲，有子女的低技能农民工要为子代营造更好的生存环境，不得不承担更多的家庭责任，其面对机器人冲击时的行为选择有别于无子女者，所遭受的身心健康损失也可能存在差别。为此，本文根据低技能农民工是否有子女进行分组检验。回归结果如表 6（3）～（4）列、（11）～（12）列

^①限于正文篇幅，被解释变量、核心解释变量按异质性分组的描述性统计分析详见《中国农村经济》网站或中国知网本文附录六。

所示，机器人应用对身体健康水平的负面影响主要体现在无子女的低技能农民工样本中，而对心理健康水平的负面影响主要体现在有子女的低技能农民工样本中。可能的原因在于：相较于无子女的低技能农民工，有子女的低技能农民工家庭负担更重，不得不从事强度较高、危险性较大的工作以赚取更多的收入，机器人在生产中的应用可以与其形成一定的协作，缓解高强度、高危工作任务对其身体健康造成的工伤风险，在一定程度上抵消了机器人应用对其身体健康带来的负面影响。但与此同时，机器人应用也会使有子女的低技能农民工担心其工作岗位是否会被替代，以及收入是否会因此明显下降，从而对心理健康产生不利影响（Abeliansky et al., 2024）。

表 6 异质性分析的估计结果

	(A) 低技能农民工身体健康							
	年龄大小		是否有子女		是否有房贷开支		是否处于工业行业	
	大	小	有	无	有	无	是	否
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
机器人应用	-0.1895*** (0.0660)	0.0025 (0.0335)	-0.0880 (0.0555)	-0.1640** (0.0624)	-0.1494** (0.0600)	-0.1222** (0.0534)	-0.0876 (0.0582)	-0.1560*** (0.0436)
观测值数	19188	10114	13524	15779	4140	25080	6511	14472
	(B) 低技能农民工心理健康							
	年龄大小		是否有子女		是否有房贷开支		是否处于工业行业	
	大	小	有	无	有	无	是	否
	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)	(14)	(15)	(16)
机器人应用	-0.0441** (0.0182)	0.0094 (0.0242)	-0.0516** (0.0237)	-0.0179 (0.0205)	-0.0889** (0.0353)	-0.0226 (0.0189)	-0.0369* (0.0221)	-0.0293 (0.0229)
观测值数	19188	10114	13524	15779	4140	25080	6511	14472

在房价长时间居高不下的背景下，家庭的房贷支出成为低技能农民工的主要经济压力来源之一，会影响其在面对机器人冲击时的劳动行为表现，进而引起其身心健康状况发生相应的变化。因此，本文根据低技能农民工所在家庭是否存在房贷开支进行分组检验。表 6（5）～（6）列、（13）～（14）列的回归结果显示，机器人应用对有房贷支出和无房贷支出的低技能农民工身体健康水平的回归系数均显著为负，但两者之间没有显著差异（未通过组间系数差异检验）。同时，机器人应用对有房贷支出的低技能农民工心理健康水平的影响显著为负，但对无房贷支出的低技能农民工心理健康水平的影响不显著。这说明家庭房贷压力加剧了机器人应用对低技能农民工心理健康水平的消极作用。背后的原因是：中国房价在 2008 年金融危机后快速上涨，而低技能农民工的劳动收入上涨速度较慢，在偿还房贷后难以覆盖其他各种开支。在此情况下，家庭房贷的存在使低技能农民工更加担心自己被机器人替代而失去收入来源，从而导致心理健康状况恶化。

相较于其他行业，工业的生产工序更适应机器人应用的大批量生产，并且与工业生产工序相关的劳动任务对体力要求更高且工作环境更差，导致在该行业就业的低技能农民工更易被机器人替代，由此引起的低技能农民工身心健康变化情况也与其他行业存在差异。为了对此进行分析，本文根据低技

能农民工所在行业是否为工业进行分组检验。回归结果如表 6（7）～（8）列、（15）～（16）列所示，机器人应用对在非工业行业就业的低技能农民工身体健康水平影响显著为负，对在工业行业就业的低技能农民工心理健康水平的影响显著为负。出现这种现象的原因是：机器人对工业工作岗位的替代作用更明显（Acemoglu and Restrepo, 2020），导致在工业就业的低技能农民工更担忧自己是否会被机器人取代，从而引起其心理健康状况的恶化。但与此同时，机器人应用也促使那些被替代的工业低技能农民工流入工资较低的非工业行业，加剧了非工业行业的就业竞争激烈程度，使该行业的低技能农民工需要提高工作强度才能获得相同的收入，导致其身体健康状况的恶化。

六、进一步分析

（一）作用渠道的时变趋势

根据 IFR 的统计数据，中国机器人安装量从 2013 年开始呈现爆发式增长，标志着中国机器人的普及应用进入了一个新阶段，对低技能农民工身心健康的影响也可能产生新变化。因此，本文以 2013 年及以后的年份为时间节点，构建年份虚拟变量，将时间节点以前的样本赋值为 1，否则赋值为 0，并在此基础上构建机器人应用与各个时间节点年份虚拟变量的交互项，以检验机器人应用对不同作用渠道变量的动态影响，从而全面把握机器人应用对低技能农民工身心健康水平影响的变化趋势。

作用渠道的时变趋势检验结果如表 7 所示。

表 7 作用渠道时变趋势的检验结果

变量	年劳动总收入 (1)	健康相关支出 (2)	就业状态 (3)	工作时间 (4)
机器人应用×2013 年虚拟变量	0.5035 (0.6771)	0.1087 (0.0942)	0.7664** (0.3356)	0.9518 (1.0135)
机器人应用×2015 年虚拟变量	1.4333*** (0.3875)	0.0392 (0.0588)	0.7031*** (0.2346)	-0.6102*** (0.2200)
机器人应用×2017 年虚拟变量	0.8989*** (0.2614)	0.0400 (0.0341)	0.3974*** (0.1484)	-0.3542*** (0.1106)
机器人应用×2019 年虚拟变量	0.3773** (0.1793)	0.0192 (0.0197)	0.1114* (0.0606)	-0.0864 (0.0594)
观测值数	29303	19681	29303	15090

注：实证检验时将机器人应用和年份虚拟变量分别纳入计量模型中，这里囿于篇幅并未展示其回归结果。

交互项对年劳动总收入的影响从 2015 年开始显著为正，但对健康相关支出的影响一直不显著，表明机器人应用对低技能农民工年劳动总收入的负向影响会随着时间推移而降低，但是，由于劳动收入仍处于下降区间，低技能农民工的未来收入预期并不乐观，其健康相关支出并未显著改善。同时，交互项对就业状态的影响从 2013 年开始就显著为正，并且对工作时间的负向影响从 2015 年开始显著为负，表明机器人应用带来的劳动供给分化效应会随着时间推移得到明显缓解。

由此可见，虽然机器人应用在短期内对低技能农民工身心健康水平具有显著的负向作用，但是随

着时间推移，其对低技能农民工身心健康水平影响的负向作用逐渐弱化。背后的原因在于：面对机器人应用的长期冲击，低技能农民工会积极发挥自身主观能动性，不断学习新技能，以寻求在企业内部转岗，或转向网约车司机、个体餐饮服务等灵活性高的新职业（王林辉等，2023）。这在弱化机器人应用对低技能农民工工资议价能力不利影响的同时，也能够降低其被机器人替代带来的失业风险，使机器人应用对低技能农民工身心健康水平的负面影响逐渐降低。

（二）机器人应用与健康不平等

通过上文的实证检验发现，机器人应用对低技能农民工身心健康水平具有消极影响。然而，在机器人应用降低低技能农民工健康水平的过程中，可能也会出现健康的社会分层现象。收入、技能水平较低的个体在应对机器人等新技术带来的健康影响时可能处于明显劣势（Gunadi and Ryu, 2021），从而引起健康不平等现象的发生。那么，机器人应用对低技能农民工健康水平的影响是否存在低技能农民工群体内部、高技能农民工与低技能农民工群体之间的健康不平等现象？对此，本文做进一步探讨。

1.对低技能农民工内部健康不平等的影响。健康不平等常用健康集中指数来测度（Wagstaff et al., 2009），而本文构建的低技能农民工健康水平指标为有序分类变量，并不适合使用集中指数进行估计。鉴于此，本文使用 ordered Probit 模型估计出影响低技能农民工身心健康水平的各变量的系数，然后求出身心健康水平潜变量的线性预测值，按照离差标准化的处理方式将预测值转化为[0, 1]区间的连续数值，并在此基础上按照收入排序，对低技能农民工身心健康水平及其影响因素进行集中指数分解^①。

根据对健康集中指数的计算，低技能农民工身心健康集中指数分别为 0.0205 和 0.0267，说明收入较高的低技能农民工身体健康水平和心理健康水平均较高，即低技能农民工内部存在“亲富性”的身体健康不平等和心理健康不平等。同时，表 8（A）和（B）的分解结果显示，机器人应用在“亲富性”的身体健康不平等形成过程中的贡献作用为-20.76%，但在“亲富性”的心理健康不平等形成过程中的贡献作用为-16.31%。在机器人应用影响低技能农民工内部身心健康不平等的分解结果中，机器人应用的集中指数为正，表明机器人在低技能农民工收入较高的地区应用水平更高。这也与现实相符合，低技能农民工一般只有在经济发展水平较高的地区才能获得更高的收入，而经济发展水平较高也意味着地区拥有更充足的资金以及相应的产业发展需求，有利于为机器人技术提供良好的资金支持和应用场景，促进机器人在企业生产中的普及应用。机器人应用对低技能农民工身心健康水平影响的弹性系数为负，表明机器人应用降低了低技能农民工的身心健康水平，这在前文中已经进行了系统论证。

表 8 低技能农民工的健康不平等分解结果

	（A）低技能农民工身体健康				
	系数	均值	弹性	解释变量集中指数	贡献率
机器人应用	-0.0459	0.0663	-0.0113	0.3760	-0.2076
年龄	-0.1473	3.6287	-1.9914	-0.0056	0.5424
性别	0.0313	0.5957	0.0695	0.1502	0.5089
是否吸烟	0.0038	0.3914	0.0056	0.1419	0.0387

^①限于正文篇幅，低技能农民工内部健康不平等的集中指数分解原理详见《中国农村经济》网站或中国知网本文附录七。

表 8 (续)

是否喝酒	0.0172	0.1857	0.0119	0.1650	0.0954
家庭人均收入	0.0194	9.0942	0.6555	0.0332	1.0612
家庭规模	0.0197	1.4210	0.1040	0.0003	0.0014
经济发展水平	0.0094	10.2996	0.3621	0.0152	0.2691
医疗资源	0.0024	0.4716	0.0042	-0.0496	-0.0103
教育资源	-0.0196	4.2966	-0.3129	0.0392	-0.5985
社会保障	0.0142	1.8947	0.1001	0.0769	0.3753
人均绿地面积	0.0097	2.0350	0.0736	0.0770	0.2764
	(B) 低技能农民工心理健康				
	系数	均值	弹性	解释变量集中指数	贡献率
机器人应用	-0.0921	0.0663	-0.0116	0.3760	-0.1631
年龄	-0.0416	3.6287	-0.2869	-0.0056	0.0599
性别	0.1315	0.5957	0.1490	0.1502	0.8366
是否吸烟	-0.0409	0.3914	-0.0304	0.1419	-0.1614
是否喝酒	-0.0007	0.1857	-0.0002	0.1650	-0.0015
家庭人均收入	0.0436	9.0942	0.7543	0.0332	0.9362
家庭规模	0.0471	1.4210	0.1272	0.0003	0.0013
经济发展水平	-0.0017	10.2996	-0.0339	0.0152	-0.0193
医疗资源	0.0098	0.4716	0.0088	-0.0496	-0.0164
教育资源	-0.0043	4.2966	-0.0350	0.0392	-0.0513
社会保障	0.0572	1.8947	0.2060	0.0769	0.5921
人均绿地面积	-0.0131	2.0350	-0.0507	0.0770	-0.1459

从各因素对低技能农民工健康水平的贡献率来看：机器人应用对低技能农民工“亲富性”的身体健康不平等的贡献率绝对值位列第 8，而对低技能农民工“亲富性”的心理健康不平等的贡献率绝对值位列第 4，小于家庭人均收入、性别、社会保障等变量对低技能农民工健康水平带来的影响。由此可以看出，相较于其他因素，机器人应用对低技能农民工心理健康不平等变化的贡献率排名较为靠前，但对低技能农民工身体健康不平等变化的贡献率排名较为靠后。

2.对高技能农民工与低技能农民工之间健康不平等的影响。由于集中指数对社会阶层的人口构成较为敏感，现有文献在使用集中指数分析健康不平等时，均以劳动者收入进行排序（Wagstaff et al., 2009）。然而，在分析机器人应用对高技能农民工与低技能农民工之间健康不平等的影响时，按照劳动者收入排序的健康集中指数分解法并不适合，故本文采用 Blinder-Oaxaca 贡献率分解法分析这一问题。

具体而言，根据机器人应用的中位数构建反映机器人应用水平高低的虚拟变量，将机器人应用水平较高的样本赋值为 1，否则赋值为 0。同时，本文也构建了农民工技能水平虚拟变量，将受教育程度在大专及以上的样本赋值为 1，否则赋值为 0。基于此，生成机器人应用虚拟变量与农民工技能水平虚拟变量的交互项，并根据该交互项做 Blinder-Oaxaca 贡献率分解。从表 9 的系数差异绝对量及其显著性来看，机器人应用是促进高技能农民工与低技能农民工身体健康不平等的原因之一，同时机器人应

用并不能显著促进两者之间的心理健康不平等。其逻辑是：相较于低技能农民工，机器人应用与高技能农民工的互补性更强，不仅会增加对高技能农民工的需求，改善其工资议价能力，还会帮助高技能农民工更高效地完成工作任务，降低其劳动强度，导致高低技能农民工之间的身体健康不平等状况加剧。进一步计算系数差异占比发现，机器人应用解释了高技能农民工与低技能农民工身体健康不平等来源的 45.54%，表明机器人应用在高技能与低技能农民工健康不平等形成的过程中发挥着重要作用。

表 9 高技能农民工与低技能农民工健康不平等的分析结果

被解释变量	总差异	特征差异	系数差异	特征差异占比	系数差异占比
低技能农民工身体健康	-0.1043***	-0.0567***	-0.0475***	0.5436	0.4554
低技能农民工心理健康	-0.0130***	-0.0196***	0.0065	1.5077	-0.5000

七、结论与启示

本文结合地区宏观数据与 CFPS 微观数据，考察了机器人应用对低技能农民工健康水平的影响及作用机制，得到以下结论：其一，机器人应用在短期不利于低技能农民工身心健康水平的改善，存在明显的隐性社会成本。其二，机器人应用对低技能农民工身心健康水平的不利影响与其所处年龄阶段、是否有子女、是否背负家庭房贷以及所处行业密切相关。其三，机器人应用在通过工伤规避效应改善低技能农民工身心健康水平的同时，也会通过健康投资减少效应和劳动供给分化效应对其身心健康水平产生负面影响，这主要是由机器人与不同工作岗位的匹配程度存在差异所致。然而，机器人应用的健康投资减少效应和劳动供给分化效应日益弱化，其对低技能农民工身心健康水平的负面作用将会逐渐降低。其四，机器人应用在对低技能农民工内部“亲富性”健康不平等起到缓解作用的同时，也扩大了高技能农民工与低技能农民工之间的健康不平等。

由此可见，机器人应用虽在短期内对低技能农民工的身心健康水平产生负面影响，但呈现逐步减弱的趋势。作为人工智能技术的重要载体，机器人的规模化部署已成为推动新质生产力发展的关键引擎。本文揭示了机器人应用在低技能农民工健康方面所引致的短期隐性社会成本及其作用机制，为政府制定兼顾技术红利与社会成本的政策框架、低技能农民工如何应对机器人技术冲击提供了依据，有助于推动社会福利的改进。本文结论对相关主体的经验启示如下：

首先，加快收入再分配和医疗保障体系的协同改革，并注意实施差异化政策。考虑到机器人应用在短期内对低技能农民工身心健康有负面影响，并且这种影响存在异质性，因此，应做到以下两方面：一方面，政府在鼓励企业引进机器人、促进智能转型升级的过程中，要推动再分配调节措施和医疗保障体系改革协同进行，尽量缓解机器人应用对低技能农民工健康水平的负面影响，如根据低技能农民工的每年累计医疗花销总额对其提供适当的财政补助，为收入较低且家庭负担较重的低技能农民工提供优惠医疗项目等。另一方面，要充分认识到机器人应用对低技能农民工健康水平的负面影响与其年龄段、是否有子女、家庭房贷负担以及所处行业密切相关。政府在制定改善低技能农民工健康状况的措施时，应根据低技能农民工的上述特征实施差异化政策，鼓励各级公立医院尤其是基层社区医院，根据低技能农民工的这些特征制定有针对性的疾病预检方案，做到防微杜渐。

其次，以机器人技术赋能工作环境改善，并强化多方协调与技能培训。考虑到机器人应用通过健康投资减少效应、劳动供给分化效应对低技能农民工健康水平产生负面影响，在鼓励企业使用机器人替代那些体力负担繁重、工作环境恶劣的劳动任务，从生产源头上为劳动者的生产安全保驾护航的同时，也要提高政府、企业、低技能农民工等相关主体的协调程度。政府、企业可以联合组织与机器人相适应的职业技能培训，从而降低机器人对低技能农民工进行“补位式替代”的概率，有效提高其工作效率，帮助低技能农民工更快度过机器人应用的“阵痛期”，更好地分享智能转型升级所带来的健康红利。例如，政府有关部门应大量调研应用机器人进行智能转型的企业案例，总结劳动者在应对“机器换人”时所需要的技能，以及符合哪些条件的劳动者可以在政府和企业的联合技能培训中获益，并组织企业学习这些案例和制定相关实施方案。

最后，鼓励低技能劳动者提升专业技能，并增强自我调适和应变能力。考虑到机器人应用会使高技能农民工与低技能农民工之间的健康不平等进一步扩大，低技能农民工从事的工作岗位更易受到机器人应用的不利影响，在面对机器人的冲击时，其自身也要未雨绸缪，在寻找工作之前或工作空余时间，或者积极学习符合自身能力的专业技能，或者从事不易被机器人替代的工作岗位，尽量减少机器人应用对其身心健康的不利冲击。

参考文献

1. 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，第3-22页。
2. 陈秋霖、胡钰曦、傅虹桥，2017：《群体性失业对健康的短期与长期影响——来自中国20世纪90年代末下岗潮的证据》，《中国人口科学》第5期，第51-61页。
3. 邓睿、冯楠淋，2025：《向上流动预期有助于改善农村居民身心健康吗？——基于五轮中国综合社会调查数据的经验研究》，《中国农村经济》第3期，第122-143页。
4. 樊海潮、胡冬敏，2022：《工资制度变化与员工效用》，《经济学（季刊）》第2期，第549-568页。
5. 胡晟明、王林辉、朱利莹，2021：《工业机器人应用存在人力资本提升效应吗？》，《财经研究》第6期，第61-75页。
6. 刘宏、段雪怡、王天宇，2024：《价值医疗视角下的医保门诊共济保障与居民健康》，《管理世界》第2期，第134-148页。
7. 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，第55-75页。
8. 刘泰星、尹志超，2024：《“顺其自然”还是“防患未然”：劳动力流动对农村家庭商业保险参与的影响》，《中国农村经济》第9期，第80-100页。
9. 罗长远、刘子琦、宋弘，2023：《经济增速放缓对国民心理健康的影响——来自中国家庭层面的证据》，《经济学（季刊）》第2期，第604-621页。
10. 潘杰、雷晓燕、刘国恩，2013：《医疗保险促进健康吗？——基于中国城镇居民基本医疗保险的实证分析》，《经济研究》第4期，第130-142页。

- 11.盛丹、卜文超, 2022: 《机器人使用与中国企业的污染排放》, 《数量经济技术经济研究》第9期, 第157-176页。
- 12.王林辉、钱圆圆、宋冬林、董直庆, 2023: 《机器人应用的岗位转换效应及就业敏感性群体特征——来自微观个体层面的经验证据》, 《经济研究》第7期, 第69-85页。
- 13.王振源、姚明辉, 2022: 《工作场所人机协作对员工影响的研究述评》, 《外国经济与管理》第9期, 第86-102页。
- 14.行伟波、田坤、石光, 2021: 《饮酒消费、致病风险与健康成本》, 《世界经济》第5期, 第178-202页。
- 15.邢春冰、徐懿凡, 2025: 《劳动供给冲击与青年劳动力工资水平——来自高职扩招的证据》, 《管理世界》第1期, 第80-96页。
- 16.张明昂, 2021: 《贸易自由化如何影响居民健康? ——基于中国加入WTO的证据》, 《经济学(季刊)》第3期, 第819-842页。
- 17.章铮, 2011: 《劳动生产率的年龄差异与刘易斯转折点》, 《中国农村经济》第8期, 第12-21页。
- 18.赵烁、施新政、陆瑶、刘心悦, 2020: 《兼并收购可以促进劳动力结构优化升级吗? 》, 《金融研究》第10期, 第150-169页。
- 19.Abeliansky, A. L., M. Beulmann, and K. Prettnner, 2024, “Are They Coming for Us? Industrial Robots and the Mental Health of Workers”, *Research Policy*, 53(3), 104956.
- 20.Acemoglu, D., and P. Restrepo, 2020, “Robots and Jobs: Evidence from U.S. Labor Markets”, *Journal of Political Economy*, 128(6): 2188-2244.
- 21.Askarpour, M., D. Mandrioli, M. Rossi, and F. Vicentini, 2019, “Formal Model of Human Erroneous Behavior for Safety Analysis in Collaborative Robotics”, *Robotics and Computer-integrated Manufacturing*, Vol.57: 465-476.
- 22.Cinelli, C., J. Ferwerda, and C. Hazlett, 2024, “Sensemakr: Sensitivity Analysis Tools for OLS in R and Stata”, *Observational Studies*, 10(2): 93-127.
- 23.Gihleb, R., O. Giuntella, L. Stella, and T. Wang, 2022, “Industrial Robots, Workers’ Safety, and Health”, *Labour Economics*, Vol.78, 102205.
- 24.Giuntella, O., Y. Lu, and T. Wang, 2025, “How do Workers and Households Adjust to Robots? Evidence from China”, *Economic Journal*, 135(666): 637-652.
- 25.Grossman, M., 1972, “On the Concept of Health Capital and the Demand for Health”, *Journal of Political Economy*, Vol.80: 223-255.
- 26.Gunadi, C., and H. Ryu, 2021, “Does the Rise of Robotic Technology Make People Healthier?”, *Health Economics*, 30(9): 2047-2062.
- 27.Kim, Y., J. Manley, and V. Radoias, 2017, “Medium- and Long-term Consequences of Pollution on Labor Supply: Evidence from Indonesia”, *Journal of Labor Economics*, 6(5): 1-15.
- 28.Kuroda, S., and I. Yamamoto, 2019, “Why do People Overwork at the Risk of Impairing Mental Health?”, *Journal of Happiness Studies*, Vol.20: 1519-1538.
- 29.Wagstaff, A., M. Lindelow, J. Gao, L. Xu, and J. Qian, 2009, “Extending Health Insurance to the Rural Population: An Impact Evaluation of China’s New Cooperative Medical Scheme”, *Journal of Health Economics*, 28(1): 1-19.
- 30.Yang, S., Y. Zhong, D. Feng, R. Li, X. Shao, and W. Liu, 2022, “Robot Application and Occupational Injuries: Are Robots Necessarily Safer?”, *Safety Science*, Vol.147, 105623.

The Hidden Social Costs of Industrial Robot Adoption: Evidence from the Health of Low-Skilled Migrant Workers

CHEN Dong¹ YAO Di¹ ZHANG Bo²

(1. School of Economics, Shandong University;

2. School of Economics, Peking University)

Summary: Existing research has paid limited attention to the hidden social costs of industrial robot adoption, particularly their health effects on low-skilled migrant workers. Combining regional macro-level data with the micro-level China Family Panel Studies (CFPS) database, this study examines the impacts of industrial robot adoption on the health of low-skilled migrant workers and their underlying mechanisms. The main findings of this study are as follows. First, industrial robot adoption harms the physical and mental health of low-skilled migrant workers in the short term. Second, while improving workers' health by reducing workplace injuries, industrial robot adoption simultaneously worsens health through health investment reduction and labor polarization, driven by varying job-robot compatibility. Third, further analysis shows that the negative impact of industrial robot adoption on the physical and mental health of low-skilled migrant workers will gradually diminish over time. Moreover, it will steer the evolution of health inequality in a direction that favors both lower-income groups and workers with higher skill levels.

These findings carry significant practical implications. First, the government should implement redistributive measures alongside healthcare system reforms to mitigate the negative health effects of industrial robots on low-skilled migrant workers. Meanwhile, public hospitals at all levels, particularly primary community hospitals, should be encouraged to develop targeted disease pre-screening programs based on the heterogeneous characteristics of low-skilled migrant workers, to nip potential health risks in the bud. Second, collaborative efforts should be made to provide vocational training aligned with robotic technologies, helping low-skilled workers adapt to the evolving skill demands, and better sharing the health dividends brought by intelligent transformation and upgrading. Third, low-skilled migrant workers should proactively acquire job-specific skills suited to their capabilities, seek roles less susceptible to robot replacement, minimize the adverse health impacts of industrial robot adoption, and avoid further exacerbating health inequality between them and high skilled migrant workers.

The contributions of this study are as follows. First, it focuses on low-skilled migrant workers as a distinct group and employs large-scale micro-level labor data to establish a causal relationship between industrial robots and their health outcomes. Second, it comprehensively examines the mechanisms of injury avoidance, health investment reduction, and labor polarization effects, along with their dynamic trends, while delving into the underlying job-level determinants. Third, it analyzes the impact of industrial robot adoption on health inequality both within low-skilled migrant workers and between high-skilled workers and low-skilled workers, assessing the extent of spillover effects.

Keywords: Industrial Robot Adoption; Hidden Social Costs; Low-Skilled Migrant Workers; Physical Health; Mental Health

JEL Classification: I12; Q14; D01

(责任编辑: 小林)