中国农业大学学报 2026,31(11):01-13
Journal of China Agricultural University http://zgnydxxb.ijournals.cn

王卫东,李晶晶,苏春阳,刘承芳.工业机器人对农村劳动力非农就业的影响——基于CGSS的实证分析[J].中国农业大学学报,2026,31(11):1-13.
WANG Weidong, LI Jingjing, SU Chunyang, LIU Chengfang. Impact of industrial robots on the off-farm employment of rural laborers: An empirical analysis based on CGSS[J]. *Journal of China Agricultural University*, 2026, 31(11): 1-13.
DOI: 10.11841/j.issn.1007-4333.2026.11.01

工业机器人对农村劳动力非农就业的影响
——基于CGSS的实证分析

王卫东[1] 李晶晶[1] 苏春阳[1] 刘承芳[2]
(1.北京林业大学 经济管理学院,北京 100083;
2.北京大学 中国农业政策研究中心,北京 100871)

摘 要 基于多期中国综合社会调查数据(CGSS),采用工具变量法评估工业机器人对农村劳动力非农就业的影响。结果表明:工业机器人的应用显著降低了农村劳动力非农就业的概率。异质性分析的结果发现,上述负面影响在女性、年长劳动者、低学历人群、中等社会地位以及来自城镇化率更高、第二产业产值占比更高地区的农村劳动力之间更为凸显。机制分析表明,工业机器人应用诱发劳动力市场上的任务去常规化是上述就业冲击的重要途径。本研究一方面能够深化工业自动化如何影响农村劳动力就业的研究,另一方面能够为制定促进农村劳动力高质量充分就业的公共政策提供决策参考。

关键词 工业机器人;非农就业;农村劳动力;任务去常规化;就业冲击
中图分类号 F323.6 **文章编号** 1007-4333(2026)11-0001-13 **文献标志码** A

Impact of industrial robots on the off-farm employment of rural laborers: An empirical analysis based on CGSS

WANG Weidong[1], LI Jingjing[1], SU Chunyang[1], LIU Chengfang[2]
(1. School of Economics and Management, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China;
2. Center for Chinese Agricultural Policy, Peking University, Beijing 100871, China)

Abstract This study aims to assess the impact of industrial robots on the off-farm employment of rural laborers using multi-period data from the Chinese General Social Survey (CGSS) and the instrumental variable method. The results show that the application of industrial robots significantly reduces the probability of off-farm employment among rural laborers. The heterogeneity analysis reveals that the negative impacts are more pronounced among female workers, older workers, those with lower educational attainment, those of middle social status, and rural laborers from regions with higher urbanization rates and a higher proportion of secondary industry output. The mechanism analysis indicates that the task de-routinization induced by the application of industrial robots in the labor market is an important channel for the observed employment impact. On the one hand, this study can deepen the research on how industrial automation affects the employment of rural laborers, on the other hand, it can provide decision-making references for formulating public policies to promote high-quality and full employment of rural laborers.

Keywords industrial robots; off-farm employment; rural laborers; task de-routinization; employment shock

收稿日期:2025-11-23;**接受日期**:2026-02-02
基金项目:国家社会科学基金项目(25CGL105)
第一作者:王卫东(ORCID:0000-0002-0300-9946),副教授,主要从事农村劳动力就业、农村人力资本提升和农民增收研究,E-mail: wangwd2019@bjfu.edu.cn

稳住农村劳动力非农就业，是中国经济社会发展中一项具有全局意义的重要任务。改革开放以来，数以亿计的农村劳动力①向第二、第三产业持续转移，深刻重塑了中国的就业结构与经济版图。据测算，全国农村劳动力非农就业比例从1978年的7.6%提升至2020年的41.3%[1]，广泛分布在制造业、建筑业、批发零售、住宿餐饮、居民服务等多个行业，成为城镇劳动力市场不可或缺的组成部分。从微观家庭视角看，非农就业收入已成为农村家庭最主要的收入来源，是改善民生、促进消费、实现共同富裕的关键支撑。从宏观经济与社会发展层面审视，规模庞大且稳定的非农就业，不仅直接关系到数亿劳动者的生计与福祉，更是促进乡村振兴、支撑新型城镇化建设、维护社会大局稳定的坚实基石。

然而，随着工业机器人在中国制造业、建筑业等劳动密集型行业的广泛应用，其对农村劳动力非农就业带来了新的挑战。2024年中国的工业机器人安装量占全球安装量的54%，居全球首位。以工业机器人为代表的自动化技术广泛应用正深刻重塑生产流程和劳动力市场[2]。这一技术变革的核心争议在于其自动化潜力、任务偏向型特征及其对就业结构的复杂影响[3-4]。一方面，工业机器人被视为提升企业效率、增强制造业国际竞争力和应对劳动力成本上升与人口老龄化挑战的关键手段[5-6]。另一方面，其对重复性任务的替代能力引发了广泛的技术性失业忧虑，尤其是低技能劳动密集型行业的工人面临显著的边缘化风险[7-8]。农村劳动力教育水平低、社会保障薄弱，并且大多数不具备专业技能，只能从事容易被机器替代的常规任务岗位。在此背景下，探究工业机器人应用对庞大农村劳动力非农就业机会的潜在冲击，对于理解技术进步的社会经济效益、平衡效率提升与就业稳定至关重要。

现有关于农村劳动力非农就业驱动因素的研究多聚焦于个体或家庭维度的先赋条件及自致因素的作用，缺乏对工业机器人这一新兴自动化技术的关注。这些研究多揭示了在中国的劳动力市场上，以教育、专有技能等为代表的自致因素对农村劳动力非农就业的影响呈现出了从没有显著影响到具有显著正向影响的转变[9-11]，而以父母教育、政治身份、父母职业为代理的先赋条件则同样在劳动力非农就业过程中发挥着重要的作用[12-14]。上述研究多揭示了中国农村劳动力市场呈现出不断发育的趋势。除了探讨上述因素对农村劳动力非农就业参与的影响外，也有一些研究聚焦于农村劳动力非农就业的职业选择的决定因素，发现人口特征、人力资本、社会网络与迁移目的城市都影响农村劳动力②在自我雇佣和成为工资获得者之间的选择[15]。此外，也有文献关注到了互联网应用、基础设施普及、数字经济等对农村劳动力非农就业的积极影响[16-18]。然而，鲜有研究揭示工业机器人这一新兴技术对农村劳动力非农就业的影响。

关注工业机器人对微观劳动力就业影响的研究多基于城镇劳动力开展分析，缺乏对农村劳动力这一庞大群体的关注。有研究发现工业机器人应用对在制造业部门工作的城镇住户以及流动人口的工资性收入均会产生负面影响，而对在非制造业部门工作的流动人口工资有显著的正向影响，对非制造业部门工作的城镇住户有显著的负面影响[19]。也有研究发现工业机器人应用可以使得从事非常规任务的劳动力工资高出从事常规任务的劳动力10.8%，工业机器人应用体现出的技术进步具备明显的任务偏向型特征而非技能偏向型[20]。此外，有研究从职业可迁移技能和工业机器人价格效应视角探讨工业机器人的就业效应[21-22]。也有研究发现工业机器人应用会显著提升劳动力从事非正规就业、进行转换等可能性，减少劳动力工作时间与降低工资性收入，且上述影响对相对弱势的具有低人力资本的群体影响更为显著[8,23-25]。值得注意的是，近期开始出现以农民工为对象的微观研究，但结论尚存分歧，例如有研究发现其提升了劳动参与[26]，亦有研究指出其降低了收入[27]。然而，仅仅基于在本地从事非农产业或外出从业6个月及以上的农村户籍劳动者开展分析，难以就工业机器人对农村劳动力非农就业的影响给出清晰图景。

基于此，本研究将基于国际机器人联合会（IFR）数据以及中国综合社会调查数据（CGSS），运用最小二乘法（OLS）、工具变量法（IV）等实证策略，旨在系统检验工业机器人应用对农村劳动力非农就业的影响。具体致力于回答3个核心问题：其

①农村劳动力：本研究关注的农村劳动力是户籍为农村的16～64岁具有劳动能力的个体。

②农民工：指户籍仍在农村，年内在本地从事非农产业或外出从业6个月及以上的劳动者。

一，工业机器人应用是否对农村劳动力非农就业构成显著影响？其二，该影响是否因劳动力的个人特征、家庭禀赋及所属区域不同而存在异质性？其三，其背后的作用机制为何？本研究期望通过上述分析，为制定旨在促进农村劳动力高质量充分就业的公共政策提供决策参考。

1　理论分析与研究假说

借鉴任务型生产函数的经典形式[28]，总产出由常规任务和非常规任务通过CES函数复合而成，体现两类任务的互补性。两类任务分别是可标准化、易被工业机器人替代的常规任务（T^R）和需要创造力、互动且难以被替代的非常规性任务（T^N），两类任务均有农村劳动力（L_r）和城镇劳动力（L_u）参与。核心前提：一是生产技术满足“任务偏向性”，即工业机器人仅能替代常规任务，无法执行非常规任务；二是企业追求成本最小化，要素投入取决于边际产出与成本之比；三是农村转移劳动力因技能约束，在常规任务中的边际产出低于工业机器人的产出。因此，总产出生产函数：

$$Y=\left[\alpha\left(T^R\right)^{\frac{\rho-1}{\rho}}+(1-\alpha)\left(T^N\right)^{\frac{\rho-1}{\rho}}\right]^{\frac{\rho}{\rho-1}} \tag{1}$$

式中：Y为非农部门总产出；ρ为要素替代弹性，当$\rho>1$时，2类任务可部分替代；α为常规任务在总产出中的权重（$0<\alpha<1$），反映地区任务结构，若α越大（地区常规任务占比越高，如第二产业增加值占比高、高城镇化水平地区），总产出对常规任务的依赖度越强。

常规任务执行要素包括：工业机器人（R）、农村劳动力（L_{rR}）和城镇劳动力（L_{uR}）；非常规任务执行要素包括：农村劳动力（L_{rN}）和城镇劳动力（L_{uN}）；劳动力总量约束：$L_r=L_{rR}+L_{rN}$，$L_u=L_{uR}+L_{uN}$。常规任务由工业机器人、农村劳动力和城镇劳动力共同执行，采用CES函数表示：

$$T^R=\left[R^{\frac{\sigma-1}{\sigma}}+\theta_r L_{rR}^{\frac{\sigma-1}{\sigma}}+\theta_u L_{uR}^{\frac{\sigma-1}{\sigma}}\right]^{\frac{\sigma}{\sigma-1}} \tag{2}$$

式中：θ为劳动力的任务适配系数，θ越小，说明劳动力在常规任务中的效率越低，越容易被工业机器人替代。$\theta_r<\theta_u$意味着同等数量的农村劳动力和城镇劳动力投入常规任务时，城镇劳动力的边际产出更高（技能适配性更强），并且机器人的边际产出高于农村劳动力，但可能高于或低于城镇劳动力。σ表示三类要素在常规任务中的替代弹性（$\sigma>0$）。

非常规任务由农村劳动力和城镇劳动力共同执行，采用CES函数构建非常规任务生产函数：

$$T^N=\left[\gamma_r L_{rN}^{\frac{\sigma-1}{\sigma}}+\gamma_u L_{uN}^{\frac{\sigma-1}{\sigma}}\right]^{\frac{\sigma}{\sigma-1}} \tag{3}$$

式中：$\gamma_r<\gamma_u$表示农村劳动力在非常规任务中的效率低于城镇劳动力；$\sigma>0$表示2类劳动力在非常规任务中的替代弹性。

聚焦于常规任务要素替代，企业的目标是最小化总成本，约束条件为给定的常规任务产出T^R。p_R、w_r、w_u分别为工业机器人单位价格、农村劳动力单位工资和城镇劳动力的单位工资。常规任务的总成本为三类要素的投入成本之和：

$$C_R=p_R R+w_r L_{rR}+w_u L_{uR} \tag{4}$$

$$\text{s.t.}\,T^R=\left[R^{\frac{\sigma-1}{\sigma}}+\theta_r L_{rR}^{\frac{\sigma-1}{\sigma}}+\theta_u L_{uR}^{\frac{\sigma-1}{\sigma}}\right]^{\frac{\sigma}{\sigma-1}} \tag{5}$$

构建拉格朗日函数，求解成本最小化下的要素需求关系：

$$L=p_R R+w_r L_{rR}+w_u L_{uR}-\lambda\left\{T^R-\left[R^{\frac{\sigma-1}{\sigma}}+\theta_r L_{rR}^{\frac{\sigma-1}{\sigma}}+\theta_u L_{uR}^{\frac{\sigma-1}{\sigma}}\right]^{\frac{\sigma}{\sigma-1}}\right\} \tag{6}$$

对R、L_{rR}和L_{uR}分别求偏导并令其为0

得到：$p_R=-\lambda\left(\frac{T^R}{R}\right)^{\frac{1}{\sigma}}$；$w_r=-\lambda\theta_r\left(\frac{T^R}{L_{rR}}\right)^{\frac{1}{\sigma}}$；$w_u=-\lambda\theta_u\left(\frac{T^R}{L_{uR}}\right)^{\frac{1}{\sigma}}$

消去拉格朗日乘数λ和T^R，推导工业机器人与两类劳动力的投入比例：

1）工业机器人与农村劳动力的投入比例

由p_R和w_r式联立：$\frac{p_R}{w_r}=\frac{\left(\frac{T^R}{R}\right)^{\frac{1}{\sigma}}}{\theta_r\left(\frac{T^R}{L_{rR}}\right)^{\frac{1}{\sigma}}}=\frac{L_{rR}^{\frac{1}{\sigma}}}{\theta_r R^{\frac{1}{\sigma}}}$

整理得：

$$\frac{R}{L_{rR}}=\left(\frac{w_r}{p_R.\theta_r}\right)^{\sigma} \tag{7}$$

2）工业机器人与城镇劳动力的投入比例

由 p_R 和 w_u 式联立：$\frac{p_R}{w_u}=\frac{\left(\frac{T^R}{R}\right)^{\frac{1}{\sigma}}}{\theta_u\left(\frac{T^R}{L_{uR}}\right)^{\frac{1}{\sigma}}}=\frac{L_{uR}^{\frac{1}{\sigma}}}{\theta_u R^{\frac{1}{\sigma}}}$

整理得：

$$\frac{R}{L_{uR}}=\left(\frac{w_u}{p_R\cdot\theta_u}\right)^{\sigma} \tag{8}$$

对上式求 L_{rR}、L_{uR} 对 p_R 的偏导

$$\frac{\partial L_{rR}}{\partial p_R}=\sigma\cdot R\cdot\left(\frac{\theta_r}{w_r}\right)^{\sigma}\cdot p_R^{\sigma-1}>0 \tag{9}$$

$$\frac{\partial L_{uR}}{\partial p_R}=\sigma\cdot R\cdot\left(\frac{\theta_u}{w_u}\right)^{\sigma}\cdot p_R^{\sigma-1}>0 \tag{10}$$

由上式可知，当 p_R 下降时，L_{rR} 和 L_{uR} 都减少。

从边际技术替代率的角度考虑，工业机器人对农村劳动力的边际技术替代率（$MRTS_{R,L_{rR}}$）大于对城镇劳动力的边际技术替代率（$MRTS_{R,L_{uR}}$），即企业用工业机器人替代农村劳动力的性价比更高。由一阶条件推导边际技术替代率：

$$MRTS_{R,L_{rR}}=\frac{MP_R}{MP_{LrR}}=\frac{p_R}{w_r} \tag{11}$$

$$MRTS_{R,L_{uR}}=\frac{MP_R}{MP_{LuR}}=\frac{p_R}{w_u} \tag{12}$$

若 $w_r<w_u$，则 $MRTS_{R,L_{rR}}>MRTS_{R,L_{uR}}$。表明工业机器人对农村劳动力的替代率大于其对城镇劳动力的替代率，即农村劳动力更容易被工业机器人替代。因此，企业在工业机器人投入时会优先替代农村劳动力，导致 L_{rR} 的减少幅度远大于 L_{uR}。基于此，提出如下假说：

假说 1：工业机器人应用通过替代常规任务对农村劳动力的非农就业存在显著负面影响。

对不同特征的农村劳动力，设定差异化的任务适配系数 θ：

针对技能转型能力弱，在常规任务中的效率更低的群体（女性、30 岁以上、大专教育以下和中等社会地位），设定为 θ_1；其他技能转型能力强，在常规任务中效率更高的群体设定为 θ_2，且 $\theta_1<\theta_2$。

代入式（7），对同一地区（p_R、w_r 相同），$\theta_1<\theta_2$ 意味着 $\left(\frac{R}{L_r}\right)_1>\left(\frac{R}{L_r}\right)_2$，表示 θ 越低的群体，工业机器人对其就业的替代效应越强。基于此，提出如下假说：

假说 2：工业机器人应用对更可能从事常规任务的农村劳动力有更显著的负面影响。

对地区常规任务密度由总产出函数中的权重 α 衡量：

针对常规任务占比高的高城镇化率、第二产业增加值占比高的地区，设定为 α_1；针对其他地区设定为 α_2，且 $\alpha_1>\alpha_2$。

α 为常规任务在总产出中的权重，即 α 越高，常规任务产出 T^R 需求越大。结合式（7），当 T^R 增加时，工业机器人与农村劳动力的总投入均增加，但由于 $\frac{R}{L_r}$ 固定（由 θ、w_r、p_R 决定），常规任务规模越大，机器人替代的劳动力总量越多。这表明高城镇化率和第二产业增加值占比高的地区，农村劳动力就业减少更显著。基于此，提出如下假说：

假说 3：工业机器人应用对标准化任务生产占比高的地区的农村劳动力影响更显著。

2 数据、变量定义与识别策略

2.1 数据来源

本研究主要使用中国综合社会调查（CGSS）数据。CGSS 由中国人民大学中国调查与数据中心组织实施，并联合全国多所高校共同完成。该调查采用多阶段分层随机抽样方式，涵盖中国 28 个省、自治区和直辖市（统计数据未含海南省、新疆维吾尔自治区、西藏自治区和港澳台地区）。数据内容广泛，涵盖社会科学多个领域，包括受访者的人口特征、家庭背景、教育经历与就业情况，已被国内外学者广泛使用。CGSS 自 2003 年开始实施。考虑到指标可得性，本研究选取了 2010、2011、2012、2013、2015、2017、2018 和 2021 年共 8 期调查数据。同时，本研究关注年龄在 16～64 岁的具有农业户籍和劳动能力的个体。样本筛选过程中剔除了在校学生及无劳动能力者。最终样本量超过 3 万。

除个体层面数据外，本研究还引入了工业机器人相关数据及其他数据源。工业机器人数据来源于国际机器人联合会（IFR）。此外，本研究还使用《中国统计年鉴》[29]、《中国劳动统计年鉴》[30]和《中国社会统计年鉴》[31]等官方资料，并与 IFR 的行业分类进行匹配，从而构建省级工业机器人应用指数。欧洲国家、美国的行业层面就业数据主要来自

WORLD KLEMS数据库，用于构建研究所需工具变量。

2.2　变量定义

2.2.1　被解释变量

被解释变量是一个二元变量，衡量农村劳动力是否非农就业。若个体从事非农工作，则取值为1，否则取值为0。

2.2.2　解释变量

核心解释变量是省级层面的工业机器人渗透程度。本研究借鉴Acemoglu等的构建思路[7]，使用各行业初始就业占比作为权重，构建省级工业机器人渗透度。具体计算公式如下：

$$\text{Robot Exposure}_{c,t}=\sum_{d=1}^{D}\left(\frac{\text{Emp}_{d,c,t_0}}{\text{Emp}_{c,t_0}}\times\frac{\text{Robot}_{d,t}}{\text{Emp}_{d,t_0}}\right) \tag{13}$$

式中：Robot Exposure$_{c,t}$为t年c省的工业机器人渗透度。d为行业；c为省份；t为年份。t_0为基准年份，Emp$_{d,c,t_0}$为t_0年c省d行业的就业人数；Emp$_{c,t_0}$为t_0年c省各行业的就业人数；Robot$_{d,t}$为t年d行业的工业机器人数量；Emp$_{d,t_0}$为t_0年d行业的就业人员数量。基准年份设定为2000年。我们利用行业就业占比将行业层面的机器人数据分配到省级层面，从而构建反映各省工业机器人应用强度的综合指标。该指标衡量每万人中拥有的工业机器人数量，反映了机器人渗透程度。

2.2.3　控制变量

本研究引入了多个控制变量，涵盖个体与家庭层面特征。在个体层面，控制变量包括性别、年龄、民族、健康状况与婚姻状况。此外，考虑到对个体非农就业以及收入而言，农村劳动力接受高等教育才有显著的回报[11]，因此，我们将个体是否接受高等教育纳入回归模型中。在家庭层面，控制变量包括父亲与母亲的受教育程度。同时，鉴于本研究关注的劳动力个体的父母年龄偏大，接受过高等教育的比例非常低，因此，我们将父母教育程度按照是否接受过高中及以上教育来进行区分。各主要变量的描述性统计结果见表1。

2.3　识别策略

为研究工业机器人应用对农村劳动力非农就业的影响，本研究构建如下基准回归模型：

$$\text{Off_farm}_{i,c,t}=\alpha+\beta\text{Robot}_{c,t}+D_{i,c,t}\theta+C_{c,t}\gamma+E_{c,t}\mu+\delta+\sigma+\epsilon_{i,c,t} \tag{14}$$

式中：Off_farm$_{i,c,t}$为位于省份c的农村劳动力个体i在年份t是否非农就业；Robot$_{c,t}$为省份c在年份t的工业机器人应用水平；$D_{i,c,t}$为可能影响个体非农就业的一组个体层面控制变量，包括性别、年龄、民族、健康状况、婚姻状况和受教育程度等；$C_{c,t}$反映家庭层面特征，具体包括受访者父亲和母亲的受教育程度；$E_{c,t}$反映省份层面特征，具体包括各省第二产业增加值占GDP比重、各省第三产业增加值占GDP比重和各省人均GDP。δ和σ分别表示省份固定效应与年份固定效应，$\epsilon_{i,c,t}$为随机误差项。

然而，普通最小二乘法（OLS）估计结果可能因潜在的内生性问题而产生偏误。存在可能同时影响农村劳动力非农就业概率与工业机器人使用水平的未观测因素，从而导致遗漏变量偏误。引入外生性工具变量（IV）可以有效切断遗漏变量与误差项之间的相关性，从而更接近真实因果关系的估计结果。为解决上述问题，本研究借鉴Acemoglu等[7]的方法，采用其他国家的机器人使用情况作为工具变量。具体而言，本研究选取美国的机器人使用水平构建工具变量。具体计算方法如下：

$$\text{US_exposure}_{c,t,m}=\sum_{d=1}^{D}\left(\frac{\text{Emp}_{d,c,t_0}}{\text{Emp}_{c,t_0}}\times\frac{\text{Robot}^{m}_{d,t}}{\text{Emp}^{m}_{d,t_0}}\right) \tag{15}$$

式中：US_exposure$_{c,t,m}$为美国t年c省的工业机器人渗透度。d为行业，c为省份，t为年份，m代表美国。Emp$_{d,c,t_0}$为基准年份t_0时省份c中行业d的就业人数，Emp$_{c,t_0}$为同一时间省份c所有行业的总就业人数。Robot$^{m}_{d,t}$为t年美国行业d中安装的工业机器人数量，Emp$^{m}_{d,t_0}$为t_0年美国该行业的就业人数。本研究设定的基准年份为2005年。本研究根据就业占比将行业层面的机器人数据加权，构建出省份c在年份t的美国机器人渗透水平作为工具变量。

虽然美国在工业机器人应用初期具有显著的先发优势，可能对中国形成一定的示范与带动效应，但其与中国在多个行业中存在激烈的竞争或合作关系，这种经济关系可能显著影响中国的劳动市场，使得以美国为基础构建的工具变量在外生性方面存在一定争议。

基于上述考虑，并从国际技术扩散的角度出发，本研究进一步选取了若干欧洲国家作为替代工具变量来源，包括捷克、波兰、比利时、奥地利、保加利亚、法国、丹麦和意大利。这些国家具备较强的工业基础，并早于中国应用工业机器人技术。同时，它们与中国之间的贸易依赖程度相对较低。此外，它

表1 描述性统计

Table1 Descriptive statistics

变量类型 Type of variable	变量 Variable	变量定义 Definition	样本量 Observations	均值 Mean	标准差 SD
被解释变量 Explained variable	是否非农就业 Off-farm	1=是;0=否	33 537	0.387	0.487
解释变量 Explanatory variable	机器人渗透度 Robot	每万名工人中使用机器人的数量	33 541	0.990	1.870
控制变量 Control variable	性别 Gender	1=女;0=男	33 541	0.464	0.499
	年龄 Age	岁	33 541	43.043	12.356
	健康状况 Health	1=非常不健康;2=比较不健康;3=一般;4=比较健康;5=非常健康	33 519	3.642	1.093
	受教育程度 Education	1=最高学历为大专以上;0=其他	33 520	0.057	0.231
	婚姻状况 Marry	1=已婚;0=未婚	33 529	0.855	0.353
	民族 Minority	1=少数民族;0=汉族	33 518	0.073	0.260
	父亲受教育程度 Edu_father	1=父亲的最高学历为高中及以上;0=其他	33 541	0.063	0.243
	母亲受教育程度 Edu_mother	1=母亲的最高学历为高中及以上;0=其他	33 541	0.020	0.140
	各省第二产业增加值占GDP比重 Share of secondary industry value-added in GDP by province	%	33 541	43.948	7.247
	各省第三产业增加值占GDP比重 Share of tertiary industry value-added in GDP by province	%	33 541	46.097	8.543
	各省人均GDP Per capita GDP by province	以1978年为基期	33 541	2 179.407	913.699

们近年的工业机器人增长趋势与中国较为接近,能够在一定程度上反映中国的自动化发展路径。

以上国家均为欧盟成员国,数据统计口径一致,有助于提高跨国比较的准确性。相应的工具变量计算方式如下:

$$\text{Eur_exposure}_{c,t,m}=\sum_{d=1}^{D}\left(\frac{\text{Emp}_{d,c,t_0}}{\text{Emp}_{c,t_0}}\times\frac{\text{Robot}_{d,t}^{m}}{\text{Emp}_{d,t_0}^{m}}\right) \quad (16)$$

式中:$\text{Eur_exposure}_{c,t,m}$为所选的欧洲国家$t$年$c$省的工业机器人渗透度。$d$为行业,$c$为省份,$t$为年份,$m$为所选的欧洲国家。$\text{Emp}_{d,c,t_0}$为基准年份$t_0$时省份$c$中行业$d$的就业人数,$\text{Emp}_{c,t_0}$为同一年省份$c$所有行业的总就业人数。$\text{Robot}_{d,t}^{m}$为$t$年欧洲国家行业$d$中安装的工业机器人数量,$\text{Emp}_{d,t_0}^{m}$为$t_0$年欧洲国家该行业的就业人数。基准年份为2005年。本研究根据就业占比,将行业层面的机器人数据进行加权,构建省份c在年份t的欧洲国家机器人使用水平作为工具变量。最终,通过对上述欧洲国家的机器人使用水平取平均值,得到工具变量。

3　实证结果

3.1　基准回归

由表2可知，工业机器人应用对农村劳动力的非农就业产生显著的负向影响。其中，模型(1)仅控制省份与年份固定效应的结果表明，随着机器人渗透水平的增加，农村劳动力从事非农就业的概率显著下降。模型(2)和(3)列分别进一步控制了个体特征与家庭特征。尽管系数的绝对值略有减小，但负向影响依然在统计上显著。

表2　工业机器人对农村劳动力非农就业的影响：基准回归

Table 2　Impact of industrial robots on off-farm employment of rural labor, benchmark regression

变量 Variable	模型(1) Model(1)	模型(2) Model(2)	模型(3) Model(3)
机器人渗透度 Robot	−0.008*** (0.003)	−0.006*** (0.002)	−0.006*** (0.002)
个人特征 Individual characteristics	未控制	已控制	已控制
家庭特征 Family characteristics	未控制	未控制	已控制
省份特征 Provincial characteristics	未控制	未控制	已控制
年份固定效应 Year fixed effect	已控制	已控制	已控制
省份固定效应 Provincial fixed effect	已控制	已控制	已控制
样本量 Observations	33 537	33 461	33 461
R^2	0.129	0.253	0.254

注：括号内为稳健标准误。***、**和*表示$P<0.01$，$P<0.05$和$P<0.1$。下同。

Note: Robust standard errors are in parentheses. ***, **, and * indicate $P<0.01$, $P<0.05$ and $P<0.1$. The same below.

3.2　稳健性检验

3.2.1　重新界定劳动人口范围

鉴于中国法定退休年龄为男性60岁、女性55岁，本研究考虑到年龄结构差异可能对估计结果产生偏误。为进行稳健性检验，剔除了年龄超过60岁的农村男性劳动者和超过55岁的农村女性劳动者。表3模型(1)显示，工业机器人对农村非农就业的负面影响依然显著。

3.2.2　剔除直辖市样本

鉴于北京、上海、天津和重庆4个直辖市在国家战略中地位特殊，且在经济发展、治理能力与政策执行方面显著优于其他省份，本研究将其样本予以剔除。表3模型(2)结果显示，机器人对农村非农就业的负面影响依旧显著，且估计系数基本一致。

3.2.3　加入信息技术变量

工业机器人往往与信息技术协同发展，其影响可能受到信息技术因素的干扰。为此，本研究加入若干信息技术指标作为控制变量，包括：每百万人互联网用户数、每百名员工计算机数量、每百家企业网站数量。表3模型(3)结果显示，机器人对农村劳动力非农就业的负面影响依然显著。

3.3　内生性检验

为应对可能存在的反向因果关系与遗漏变量偏误等内生性问题，本研究进一步采用工具变量(IV)法估计工业机器人对农村劳动力非农就业的影响。表4展示了采用源自欧洲国家与美国机器人应用水平构建的两类工具变量的估计结果，呈现了第二阶段回归结果。结果表明，工业机器人的应用仍旧显著降低了农村劳动力非农就业的概率。

3.4　异质性分析

尽管前述已证实工业机器人对农村劳动力非农就业具有显著的负面影响，但这一影响在不同特征的农村劳动力群体中可能存在差异。以下将从个体性别、年龄、教育水平、社会地位以及所处区域等维度展开异质性分析。

表3 工业机器人应用对农村劳动力非农就业的影响:稳健性检验

Table 3 Impact of industrial robots on off-farm employment of rural labor: Robustness checks

变量 Variable	模型(1):重新界定劳动人口范围 Model(1): Redefine the age of the labor force	模型(2):剔除直辖市样本 Model(2): Exclude the sample of province-level municipalities	模型(3):加入信息技术变量 Model(3): Add information technology variables
机器人渗透度 Robot	−0.007***	−0.007***	−0.007***
	(0.003)	(0.003)	(0.002)
控制变量 Control variable	已控制	已控制	已控制
年份固定效应 Year fixed effect	已控制	已控制	已控制
省份固定效应 Provincial fixed effect	已控制	已控制	已控制
样本量 Observations	28 941	30 754	33 461
R^2	0.233	0.235	0.254

表4 工业机器人应用对农村劳动力非农就业的影响:内生性检验

Table 4 Impact of industrial robots on off-farm employment of rural labor: Instrumental variable regression

变量 Variable	模型(1) Model(1)	模型(2) Model(2)
机器人渗透度 Robot	−0.017***	−0.021***
	(0.004)	(0.005)
控制变量 Control variables	已控制	已控制
年份固定效应 Year fixed effect	已控制	已控制
省份固定效应 Provincial fixed effect	已控制	已控制
F统计量 F-statistic	11 384.40	13 429.94
样本量 Observations	33 461	33 461
R^2	0.254	0.254

注:模型(1)和(2)分别为采用欧洲国家和美国工业机器人应用水平作为工具变量的估计结果。限于篇幅,一阶段的估计结果不再呈现。

Note: Estimation results of Models (1) and (2) are the outcomes using the application levels of industrial robots in European countries and the United States as instrumental variables, respectively. Due to space limitations, the estimation results of the first stage are not presented.

3.4.1 性别层面

如表5所示,工业机器人对不同性别农村劳动力非农就业均有显著的负面影响,其中对女性群体的负面影响更为显著。一种可能的解释是,农村女性多集中于轻工业部门中的低技能、重复性岗位,如电子、纺织与食品加工等,这些岗位更易被自动化所替代。相较之下,农村男性更常从事如机械操作、物流等灵活性更高或工作环境更复杂的岗位,因其替代难度与成本较高,自动化影响相对较小。

3.4.2 年龄层面

为分析年龄层面的异质性,本研究将个体划分为16~30岁、31~45岁与46~64岁3个年龄组。表5显示,工业机器人对31~45岁及46~64岁劳动者的非农就业影响更为显著,而对16~30岁群体的影响在统计上不显著。原因可能在于中老年劳动者更倾向于从事装配线作业、物料搬运等重复性体力劳动,而这些正是最易被机器人替代的岗位。此外,年长劳动力的技能往往具有较强的岗位专属性,与新兴技术要求契合度较低。另外,中老年农村劳动力通常承担较重的家庭责任(如赡养老人、抚养子女),制约了其跨地区或跨行业流动,不利于其匹配到合适的非农岗位。

3.4.3 受教育程度

本研究根据受教育程度将农村劳动力划分为低学历(大专以下)与高学历(大专及以上)两类,以分析不同人力资本水平下机器人应用的影响差异[20]。如表6所示,机器人对低学历劳动者的非农就业具有显著负面影响,而对高学历群体影响不显著。低学历群体多从事生产线上的重复性体力劳动,易受到自动化冲击。相反,高学历群体从事的岗位通常要求一定技术、解决问题能力和沟通协作

表5　基于性别和年龄的异质性分析

Table 5　Heterogeneity analysis based on gender and age

变量 Variable	女性 Female	男性 Male	年龄 Age		
			16～30	31～45	46～64
机器人渗透度 Robot	−0.013***	−0.010**	−0.010	−0.014***	−0.010*
	（0.005）	（0.005）	（0.007）	（0.005）	（0.005）
控制变量 Control variables	已控制	已控制	已控制	已控制	已控制
年份固定效应 Year fixed effect	已控制	已控制	已控制	已控制	已控制
省份固定效应 Provincial fixed effect	已控制	已控制	已控制	已控制	已控制
样本量 Observations	17 944	15 517	6 574	16 443	10 444
R^2	0.201	0.271	0.226	0.228	0.153

能力，难以被机器取代。高学历劳动者的学习与适应能力更强，更容易获取新技能，转向附加值更高的岗位。而低学历劳动者的技能较为僵化，专用性强，通用性差。学习新技术的认知成本与机会成本较高，限制了其向机器人维护等新兴技术岗位的转移能力。

3.4.4　社会地位

社会地位指标是依据问卷中调查对象的社会地位（1～10）自我评分获得。根据评分将其分成，社会地位低（1～2分）、社会地位比较低（3～4分）、社会地位比较高（5～6分）和社会地位高（7～10分）。如表6社会地位分组所示，工业机器人应用对中等社会地位的农村劳动力非农就业负向显著，而对低/高社会地位的农村劳动力没有影响。中等社会地位劳动力通常从事中等技能、程序化程度较高的工作，而这些岗位恰好是工业机器人自动化最容易替代的领域。而低社会地位劳动力多从事体力密集型、低技能的非农工作，这些岗位自动化成本较高或技术尚不成熟，短期内难以被机器人大规模替代；高社会地位劳动力多从事管理、专业技术和创意工作，该岗位需要复杂决策、人际沟通或创造性思维，机器人难以替代。这最终导致中等社会地位农村劳动力形成“高不成、低不就”的就业困境。

表6　基于学历和社会地位的异质性分析

Table 6　Heterogeneity analysis based on education level and social status

变量 Variable	学历 Education level		社会地位 Social status			
	大专以下 Below junior college level	大专及以上 Junior college or above	低 Low	比较低 Relatively low	比较高 Relatively high	高 High
机器人渗透度 Robot	−0.013***	0.004	−0.002	−0.009*	−0.013**	−0.004
	（0.004）	（0.011）	（0.004）	（0.005）	（0.006）	（0.009）
控制变量 Control variables	已控制	已控制	已控制	已控制	已控制	已控制
年份固定效应 Year fixed effect	已控制	已控制	已控制	已控制	已控制	已控制
省份固定效应 Provincial fixed effect	已控制	已控制	已控制	已控制	已控制	已控制
样本量 Observations	31 559	1 902	16 637	10 238	5 004	1 582
R^2	0.235	0.109	0.246	0.246	0.233	0.241

3.4.5 区域发展状况

本研究从城镇化水平和第二产业发展水平2个角度考虑区域异质性问题。其中,城镇化水平分成高城镇化(城镇化率≥50%)和低城镇化(城镇化率<50%),第二产业发展水平分成第二产业增加值占比高(第二产业增加值≥40%)和第二产业增加值占比低(第二产业增加值<40%)。由表7可知,工业机器人对在高城镇化和第二产业增加值占比高地区的农村劳动力非农就业的负向影响更加明显。可能的原因在于,工业机器人在二产比重大的地区会加速替代传统制造业岗位,而农村劳动力往往集中于此类行业。同时城镇化水平高意味着产业结构转型更快,农村劳动力因技能错配更难向服务业转移,导致负向就业效应被放大。

表7 基于区域发展状况的异质性分析

Table 7 Heterogeneity analysis based on regional development status

变量 Variable	城镇化 Urbanization		第二产业增加值占比 Secondary industry added value share	
	低 Low	高 High	低 Low	高 High
机器人渗透度 Robot	−0.102	−0.006**	−0.016	−0.006*
	(0.111)	(0.003)	(0.022)	(0.003)
控制变量 Control variables	已控制	已控制	已控制	已控制
年份固定效应 Year fixed effect	已控制	已控制	已控制	已控制
省份固定效应 Provincial fixed effect	已控制	已控制	已控制	已控制
样本量 Observations	10 927	22 534	8 509	24 952
R^2	0.198	0.264	0.274	0.250

3.5 机制分析

在实证揭示了工业机器人应用会显著冲击农村劳动力非农就业后,自然引出下一个问题,即,上述冲击发生的作用机理是什么?本研究拟从任务去常规化视角开展论证。具体而言,本研究构造农村劳动力是否从事常规性非农职业以及个体是否自主决定工作方式两个被解释变量,如果工业机器人应用使得个体从事常规非农职业的概率下降以及个体不能自主决定工作方式的可能性下降,则任务去常规化的机制得到论证。

基于CGSS数据中的职业分类变量,参考De Vries等[32]提出的方法加以构造个体是否从事常规性非农职业。依据国际标准职业分类(ISCO-88),职业被划分为常规性任务职业与非常规性任务职业。常规性任务职业的特征是程序清晰、任务重复,通常依赖于规范操作流程。非常规性任务职业则更侧重于创造力、逻辑推理能力以及对复杂动态环境的适应能力。常规性职业包括生产工人、农业劳动者、文员以及部分其他职业。非常规性职业包括服务人员、驾驶员、立法者、管理者、工程技术人员、医疗人员、教育人员、其他专业人员及销售人员。在变量设定中,从事常规任务非农职业赋值为1,否则为0。

基于个体工作自主性的回答构造农村劳动力能否自主决定自己工作。如果个体选择完全能够自主决定,取值为0,表征其从事的不是偏向程式化的工作。部分能够决定、在很少程度上能够决定以及完全不能决定则表征其从事的工作更加偏向程式化,取值为1。

表8为工业机器人应用带来的任务去常规化的实证分析结果。结果表明,工业机器人使得农村劳动力从事常规性非农岗位概率显著下降。同时,工业机器人渗透度的提升也会显著降低个体不能决定自己工作的概率。上述结果揭示了工业机器人应用使得农村劳动力从事程式化的常规任务的概率显著下降,这从侧面反映了劳动力市场上的任务需求特征,即任务去常规化。

表8　作用机制分析：任务去常规化

Table 8　Mechanism analysis: Task de-regularization

变量 Variable	非农工作是否与常规任务相关 （1=是；0=否） Off-farm work related to routine task （1=Yes；0=No）	能否自主决定自己工作 （1=否；0=是） Self-determined off-farm work （1=No；0=Yes）
机器人渗透度 Robot	−0.009*** （0.003）	−0.007*** （0.003）
控制变量 Control variables	已控制	已控制
年份固定效应 Year fixed effect	已控制	已控制
省份固定效应 Provincial fixed effect	已控制	已控制
样本量 Observations	33 464	33 464
R^2	0.089	0.064

4　结论与讨论

本研究基于2010—2021年多期中国综合社会调查数据，重点揭示工业机器人如何影响农村劳动力非农就业。实证结果表明，工业机器人应用显著降低了农村劳动力非农就业概率，且对女性、中老年、低学历者、中等社会地位以及来自城镇化率更高、第二产业产值占比更高地区的农村劳动力影响更为凸显。机制分析的结果表明，工业机器人应用推动了劳动力市场革新，其带来的任务去常规化，压缩了农村劳动力非农就业的空间。

本研究结论有如下政策启示：

首先，推行联动式定向培养和分层培训体系。基于本地经济发展方向和产业特色，为农村劳动力（尤其是弱势群体）提供针对非常规认知技能的短期、模块化培训项目，通过提升其人机协作的能力，降低技能错配引致的就业损失。

其次，培育人机协作型新岗位。设立专项基金、激励企业开放适配中老年劳动力经验优势的机器人巡检、辅助操作、品质把关等新岗位，实现从替代到互补的转变。

最后，推动农村劳动力就业转型。鼓励发展自由职业和新兴职业，迎合社会经济变化趋势，并且为农村转移人员提供相应的技能培训认证、微创业基金等多维支持。

未来研究可以从以下2方面进行拓展。一是利用长期追踪数据深入分析工业机器人应用对农村就业轨迹的动态影响，包括职业类型、就业地域调整等。二是系统探讨农村劳动力面对新一轮以工业机器人为代表的技术冲击时的适应机制，如人力资本投资、消费调整、婚育行为等，以识别更加有效的支持策略。

参考文献　References

[1] 黄季焜. 加快农村经济转型，促进农民增收和实现共同富裕[J]. 农业经济问题，2022(7)：4-15
Huang J K. Facilitating farmer's income growth and common prosperity through accelerating rural economic transformation[J]. *Issues in Agricultural Economy*, 2022(7): 4-15 (in Chinese)

[2] Acemoglu D, Restrepo P. Automation and new tasks: How technology displaces and reinstates labor[J]. *Journal of Economic Perspectives*, 2019, 33(2): 3-30

[3] 陈媛媛，张竞，周亚虹. 工业机器人与劳动力的空间配置[J]. 经济研究，2022，57(1)：172-188
Chen Y Y, Zhang J, Zhou Y H. Industrial robots and spatial allocation of labor[J]. *Economic Research Journal*, 2022, 57(1): 172-188 (in Chinese)

[4] Acemoglu D, Loebbing J. Automation and polarization[J/OL]. *NBER Working Paper* 30528. http://www.nber.org/papers/w30528

[5] 邸俊鹏，鲍俊杰，惠浩. 工业机器人对制造业劳动力市场的影响："升级"抑或"极化"[J]. 上海经济研究，2023(2)：51-63
Di J P, Bao J J, Hui H. The impact of industrial robots on China's manufacturing labor market: Upgrading or polarization[J]. *Shanghai Journal*

of Economics,2023(2):51-63 (in Chinese)

[6] 汪伟,吴梦萱,王建楠,余玲铮. 机器人应用对中老年劳动者延迟退休意愿的影响:来自CHARLS数据的证据[J]. 中国人口科学,2025,39(3):51-66
Wang W, Wu M X, Wang J N, Yu L Z. The impact of robot application on the willingness of middle-aged and elderlyworkers to delay retirement: Empirical evidence from CHARLS[J]. *Chinese Journal of Population Science*, 2025,39(3):51-66 (in Chinese)

[7] Acemoglu D, Restrepo P. Robots and jobs: Evidence from US labor markets [J]. *Journal of political economy*, 2020, 128(6): 2188-2244

[8] 王林辉,胡晟明,董直庆. 人工智能技术、任务属性与职业可替代风险:来自微观层面的经验证据[J]. 管理世界,2022,38(7):60-79
Wang L H, Hu S M, Dong Z Q. Artificial intelligence technology, task attribute and occupational substitutable risk: Empirical evidence from the micro-level[J]. *Journal of Management World*, 2022,38(7):60-79 (in Chinese)

[9] De Brauw A, Huang J K, Rozelle S, Zhang L, Zhang Y. The evolution of China's rural labor markets during the reforms[J]. *Journal of Comparative Economics*, 2002,30: 329-353

[10] Zhang L X, Huang J K, Rozelle, S. Employment, emerging labor markets, and the role of education in rural China[J]. *China Economic Review*, 2002, 13(2/3), 313-328

[11] Wang W D, Dong Y Q, Luo R F, Bai Y L, Zhang L X. Changes in returns to education for off-farm wage employment: Evidence from rural China[J]. *China Agricultural Economic Review*, 2019, 11(1): 2-19

[12] Guang L, Zheng L. Migration as the second-best option: local power and off-farm employment[J]. *The China Quarterly*, 2005, 181:22-45

[13] 邢春冰. 中国农村非农就业机会的代际流动[J]. 经济研究,2006(9):103-116
Xing C B. Intergenerational mobility of off-farm job opportunities in rural China[J] *Economic Research Journal*,2006(9):103-116 (in Chinese)

[14] Li M H, Goetz S J. The intergenerational persistence of self-employment across China's planned economy era[J]. *Journal of Labor Economics*, 2019, 37(4): 1301-1330

[15] 宁光杰. 自我雇佣还是成为工资获得者:中国农村外出劳动力的就业选择和收入差异[J]. 管理世界,2012(7):54-66
Ning G J. Self-Employment versus wage employment: Occupational choices and income disparities among rural migrant workers in China[J]. *Journal of Management World*, 2012(7):54-66 (in Chinese)

[16] 苏岚岚,孔荣. 互联网使用促进农户创业增益了吗:基于内生转换回归模型的实证分析[J]. 中国农村经济,2020(2):62-80
Su L L, Kong R. Does Internet use improve rural households' entrepreneurial performance: An empirical analysis based on endogenous switching regression model[J]. *Chinese Rural Economy*, 2020(2):62-80 (in Chinese)

[17] 潘明明,蔡书凯,周游. 互联网使用促进农村妇女非农就业了吗:基于苏、皖、豫、鄂四省调研数据的实证研究[J]. 农业技术经济,2021(8):133-144
Pan M M, Cai S K, Zhou Y. Has internet use promoted non-agricultural employment for rural women: Empirical research based on the survey data of Jiangsu, Anhui, Henan, and Hubei [J]. *Journal of Agrotechnical Economics*, 2021(8):133-144 (in Chinese)

[18] 田鸽,张勋. 数字经济、非农就业与社会分工[J]. 管理世界,2022,38(5):72-84
Tian G, Zhang X. Digital economy, non-agricultural employment, and division of labor[J]. *Journal of Management World*,2022,38(5):72-84 (in Chinese)

[19] 王永钦,董雯. 人机之间:机器人兴起对中国劳动者收入的影响[J]. 世界经济,2023,46(7):88-115
Wang Y Q, Dong W. Of machines and men: How the rise of robots affects China's labor income[J]. *The Journal of World Economy*, 2023,46(7):88-115 (in Chinese)

[20] 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,2021,37(1):47-59,4
Yu L Z, Wei X H, Sun Z W, Wu C X. Industrial robots, job tasks and non-routine capability premium: Evidence from "enterprise-worker" matching data in manufacturing industry[J]. *Journal of Management World*, 2021, 37(1): 47-59,4 (in Chinese)

[21] 王林辉,周慧琳,钱圆圆,董直庆. 机器人应用冲击、职业可迁移技能和职业-技能合意性[J]. 管理世界,2024,40(11):85-104
Wang L H, Zhou H L, Qian Y Y, Dong Z Q. Robot application shocks, occupational transferable skills, and occupational-skill desirability [J]. *Journal of Management World*, 2024,40(11):85-104 (in Chinese)

[22] 肖挺,陈周永,何小钢. 工业机器人价格变化的就业效应:基于宏微观的经验证据[J]. 管理世界,2025,41(11):28-42,80,43-44
Xiao T, Chen Z Y, He X G. The employment effects of price changes in industrial robots: Empirical evidence based on macro and micro data[J]. *Journal of Management World*, 2025,41(11):28-42,80,43-44 (in Chinese)

[23] 陈佳莹,赵佩玉,赵勇. 机器人与非正规就业[J]. 经济学动态,2022(12):67-83
Chen J Y, Zhao P Y, Zhao Y. Robots and informal employment [J]. *Economic Perspectives*,2022(12):67-83 (in Chinese)

[24] Gai Q G, Guo S Q, Hu L Y, Zhu X. Robots, routine jobs, and rural migrant workers: Evidence from China[J]. *Journal of Population Economics*, 2025, 38(4): 86

[25] Giuntella O, Lu Y, Wang T Y. How do workers adjust to robots: Evidence from China[J]. *The Economic Journal*, 2025, 135(666): 637-652

[26] 解垩,高梦桃. 机器人应用与农民工劳动供给[J]. 华南农业大学学报:社会科学版,2024,23(5):33-48
Xie E, Gao M T. Robot applications and migrant workers' labor supply[J]. *Journal of South China Agricultural University: Social Science Edition*, 2024,23(5):33-48 (in Chinese)

[27] 王卫东,苏春阳,张同龙,张林秀. 铁臂与民工:机器人兴起如何影响农民工收入[J]. 农业经济问题,2025(10):26-44
Wang W D, Su C Y, Zhang T L, Zhang L X. Iron arms and migrant workers: How the rise of robots affects the income of migrant workers[J]. *Issues in Agricultural Economy*,2025(10):26-44 (in Chinese)

[28] Autor D H, Levy F, Murnane R J. The skill content of recent technological change: An empirical exploration[J]. *Quarterly Journal of Economics*, 2003, 118(4): 279-1333

[29] 中华人民共和国国家统计局. 中国统计年鉴[M]. 北京:中国统计出版社,2010-2021
National Bureau of Statistics of the People's Republic of China. *China*

Statistical Yearbook[M]. Beijing: China Statistics Press, 2010-2021 (in Chinese)

[30] 中华人民共和国国家统计局. 中国劳动统计年鉴[M]. 北京:中国统计出版社,2010-2021

National Bureau of Statistics of the People's Republic of China. *China Labor Statistics Yearbook*[M]. Beijing: China Statistics Press, 2009-2022 (in Chinese)

[31] 中华人民共和国国家统计局. 中国社会统计年鉴[M]. 北京:中国统计出版社,2010-2021

National Bureau of Statistics of the People's Republic of China. *China Social Statistics Yearbook*[M]. Beijing: China Statistics Press, 2009-2022 (in Chinese)

[32] De Vries G J, Gentile E, Miroudot S, Wacker K M. The rise of robots and the fall of routine jobs[J]. *Labour Economics*, 2020, 66: https://doi.org/10.1016/j.labeco.2020.101885

责任编辑：王岩



第一作者简介：王卫东（通讯作者），博士，副教授，博士生导师，北京林业大学经济管理学院专任教师，主要研究方向为农业经济理论与政策。主持国家社科基金、教育部人文社科项目、博士后面上项目等多项课题，参与国家社科基金重大项目1项。在*Journal of Rural Studies*、*Journal of Integrative Agriculture*、*China Agricultural Economic Review*、*International Journal of Educational Development*、《中国农村观察》、《农业经济问题》、《农业技术经济》、《劳动经济研究》等刊物发表论文30余篇。担任中国林牧渔业经济学会理事、中国农业经济学会第二届青年（工作）委员会委员、中国自然资源学会资源流动与管理研究专委会委员、多个期刊青年编委、*Journal of Marriage and Family*、*China Agricultural Economic Review*、《中国农村经济》、《中国农村观察》、《农业经济问题》、《农业技术经济》等多家SSCI/SCI/CSSCI刊物匿名审稿人。