DOI:10.20069/j.cnki.DJKX.2026001

人工智能时代的工资与劳动:智能机器人渗透的经济效应

郭 晗[1,2],冯星源[3]

1. 西北大学 经济管理学院,陕西 西安 710127
2. 南京大学 商学院,江苏 南京 210093
3. 南京大学 数字经济与管理学院,江苏 苏州 215163

移动端阅读

摘要:智能机器人渗透正在重塑就业与分配格局,如何确保其合理发展并助力共同富裕是当前面临的重要挑战。通过构建兼顾横向渗透与纵向创新的任务偏向性模型,基于国际机器人联合会与中国家庭金融调查数据检验智能机器人渗透对劳动力的影响。研究发现,智能机器人渗透降低了劳动收入和劳动参与份额,但提高了工资率;加剧了高、低技术部门间收入差异,缩小了部门间劳动力参与份额差距;通过推动劳动力职业流动、行业转变和增加就业稳定性风险的机制对劳动力产生影响。总体来看,智能机器人渗透扩大了收入差距,且在服务业更明显。据此提出推动人工智能发展与高质量充分就业协同推进,以技能培训和财税政策促进机会公平,主动赋能应对劳动力市场新挑战等政策建议。

关键词:人工智能;机器人渗透;劳动参与份额;工资率;劳动收入;任务偏向;极化效应;共同富裕

文献标识码:A **文章编号:**1002-2848-2026(01)-0046-15

一、问题提出

机器人产业正在改变人类生产和生活方式,为经济社会发展注入强劲动能。2015年,国务院印发《中国制造2025》,旨在通过信息化与工业化的融合推动中国制造业转型升级,由此,以工业机器人应用为代表的智能制造开始快速发展。《"十四五"机器人产业发展规划》进一步提出,机器人作为人类生产生活的重要工具和应对人口老龄化的得力助手,将持续推动生产水平提高、生活品质提升,并有力促进经济社会的可持续发展。进入数字经济时代,中国机器人产业依托持续创新和深化应用,展现出强劲的发展态势。2024年,中国工业机器人生产规模为55.64万套,2025年1~5月已达到51.21万套,出货量占全球总量的比例也由2013年的14%提升至2023年的51%①。此外,服务机器人和特种机器人也开始渗透到生产生活的各个方面,并在仓储物流、教育娱乐、清洁服务、安防巡检、医疗康复等多个领域实现规模化应用。随着人工智能朝着通用型和生成式方向迈进,智能机器人展现出的深度学习、跨界融合、人机协同、群智开放和自主操控等特性,必然推动当前及未来劳动力市场格局的革新与重塑。在这一过程中,劳动力的工作性质和环境也将发生深刻变革:工作内容更加复杂和多样化,许多低技能和重复性工作被机器人取代,从而可能引发新的社会不平等。因此,在人工智能发展机遇与挑战并存的背景下,如何确保其渗透能够促进劳动部门高质量发展,让更多劳动力受益,实现兼顾智能机器人技术发展与传统劳动力收入

基金项目:中国博士后科学基金面上项目(2023M741631)。

作者简介:郭晗,男,西北大学经济管理学院教授,博士生导师,南京大学理论经济学博士后研究人员,研究方向为数字经济;冯星源,男,通信作者,南京大学数字经济与管理学院博士研究生,研究方向为数字经济,电子邮箱为75889021@qq.com。

① 数据分别来源于国家统计局官方网站与国际机器人联合会发布的*World Robotics* 2024。

水平提升之间的平衡发展，已成为数字时代共同富裕领域亟待关注的重要议题。

以智能机器人为代表的人工智能技术对劳动部门的改造路径有别于传统技术进步。传统技术偏向性理论认为，技术发展会率先取代传统低技能劳动，与前沿技术的差距是收入增长的主要障碍，而个人更高的技术素养是弥合差距、提升收入的有效渠道。但是，以机器人为代表的人工智能技术更可能表现出任务偏向性特征[1]。较有代表性的是Acemoglu等[2]提出的任务偏向性框架，认为自动化和智能机器人渗透一方面会导致工资率的下降和劳动参与份额的减少，另一方面则通过提升生产率和创造新任务，产生替代效应和创造效应[3]。从任务偏向性来看，随着技术成本下降，机器在越来越多的生产任务中相较劳动者更具优势，进而推动劳动力市场的极化，导致智能机器人的生产率提升不一定带来工资的显著增长，反而因“极化效应”加剧劳动力市场结构调整，扩大高技能和低技能群体的劳动参与份额，导致“中层的消失”。一方面，人工智能取代了大量简单、重复性任务，令中低技能劳动力失业风险上升或被迫接受更低薪酬工作；另一方面，人工智能又催生新兴职业，对劳动力技能和知识的要求显著提高。此外，即使人工智能能够提升中低技能劳动力（或在复杂任务中专业知识有限的工人）的生产力，这种提升也未必能降低不平等，低技能工人在某些任务中生产力的提高反而导致更高的不平等[4]。由此可见，“中层的消失”不仅对劳动力市场的稳定性构成冲击，也对收入分配的公平性带来了新的挑战。

在人工智能发展的早期阶段，学者们更多地关注技术变革和自动化对生产率的提升作用，普遍认为智能机器人的发展将显著提升生产率、优化资本结构，通过智能化和自动化优化企业生产流程、降低生产成本，从而促进宏观经济增长和居民收入增加[5-6]。随着研究的深入，学界开始关注“中层的消失”现象，但智能机器人发展对劳动力市场和收入分配的实际影响仍无定论。有学者探讨了智能机器人对不同产业、地区劳动收入和市场结构的异质性影响，认为智能机器人的发展非对称地扩大了高、低技术部门的劳动收入差距[7]，并导致“技术性失业”对中低技能劳动力的就业挤出[8]。学界普遍认可智能机器人的鲜明偏向性特征，但对人工智能在微观层面居民劳动参与份额和收入上的实际影响仍存在争议。一类观点认为，智能机器人渗透主要增加了社会劳动力总需求[9]，并对不同类型劳动力产生替代效应[10]，降低劳动力份额并导致失业，但对工资的影响并不显著[11]。另一类观点认为，除替代效应外，智能机器人还具有互补和创造效应，因而并未导致总就业人口的减少[12]，而是带来生产率提升和岗位结构变迁[13]，并通过影响劳动时长与岗位类型改变劳动力工资性收入，且该变化具有不确定性[14]。两类观点的争议实质上源于对人工智能技术中替代效应与创造效应孰为主导的深层探讨。有研究关注到上述人工智能替代效应和创造效应交叠下的不确定性[15]，自动化既可能降低对低技能劳动力的需求并加剧不平等，也可能通过创造更复杂的任务版本使劳动力获得比较优势，从而增加就业机会并降低技能溢价[16]，这意味着智能机器人渗透对劳动力收入与参与份额的影响具有不确定性[17]。如何平衡人工智能发展，确保其渗透不只惠及少数人，而能够覆盖更广泛群体并使绝大多数人受益，是解决“中层的消失”问题、促进高质量发展与共同富裕的关键。

本文可能的边际贡献在于三个方面。第一，区别于既有研究，本文从智能机器人渗透的双重效应出发，探讨其对劳动力的实际影响，结合职业技能特征，揭示其对不同职业、不同技能劳动力的异质性影响，以解释“中层的消失”现象，并为理解数字时代劳动力发展的内在逻辑提供动态理论框架与微观经验证据。第二，不同于单一维度对劳动力收入或就业的研究，本文在微观层面将智能机器人渗透对劳动力的收入指标和劳动时长、强度等投入视角下劳动参与份额指标的综合影响，助推对二者关系认知的深化。第三，本文扩展了智能机器人渗透对劳动力向上流动、行业转换的正向机制以及就业稳定性风险的负向机制，构建协同作用的统一逻辑框架，为应对智能化变革、保障劳动力市场稳健公平发展及实现共同富裕提供科学依据与策略支持。

二、人工智能渗透作用的理论框架

在Acemoglu[18]基于任务的技术进步框架中，所有任务最初均由人工完成；现有任务的自动化（即人工智能对劳动的替代）通过新任务创建来抵消原有由人工完成的任务。同时，通过新增劳动力任务，自动化任务份额得以维持不变，该模型将生产率提升直接与劳动力相联系。Jones等[4]考虑了外生技术进步

的动态性，并简化了对人力资本增长的设定。参考这一思路，全部由资本体现的技术创新发生在两个方面：一是纵向层面，资本投入在给定任务中变得更具生产力；二是横向层面，资本在给定任务中替代劳动力。由此，最终生产可由一系列任务完成，总产出为：

$$Y_t=\nu\left[\int_0^1 y_t(i)^{\rho}\mathrm{d}i\right]^{1/\rho},\rho<0 \tag{1}$$

其中，$y_t(i)$为中间产品；ρ为不同中间产品的替代弹性；ν为中间产品的真实价值率；$\rho<0$表明中间产品是总互补品。假定社会总产出由无数互补的中间品产出所构成，中间品的生产$y_t(i)$全部可以通过劳动力来实现，但在$[0,\beta_t]$上的中间产品可由资本生产，因此假设生产投入的要素中劳动力为$l_t(i)$、资本为$x_t(i)$，则有：

$$y_t(i)=\begin{cases}Al_t(i),i\in[0,1]\\ z_t(i)^{(\rho-1)/\rho}x_t(i),i\in[0,\beta_t]\end{cases} \tag{2}$$

其中，$z_t(i)$为t时资本投入在任务i上的生产率；A为劳动力给定技术水平；整个时期在$[0,\beta_t]$上的资本生产率$Z_t=\left[(1/\beta_t)\int_0^{\beta_t}[1/z_t(i)]\mathrm{d}i\right]^{-1}$以中间品中资本体现的技术的调和平均数来表示。在最终产品价格、劳动力投入价格和资本投入价格给定时，为实现利润最大化，完全竞争市场下厂商对中间品的需求价格为$p_t(i)=\nu^{\rho}[Y_t/y_t(i)]^{1-\rho}$。此时，在式(2)的中间品产出条件下，非自动化任务的中间价格为：

$$p_t(i)=w_t/A \tag{3}$$

其中，对于$[0,\beta_t]$的任务，企业可以使用劳动或资本投入。在外生增长模型中，这些中间生产商竞争使得均衡状态下利润为0，此时如果企业使用资本投入，中间品价格为：

$$p_t(i)=\psi z_t(i)^{(1-\rho)/\rho},i\in[0,\beta_t] \tag{4}$$

为简化分析，认为机器在生产周期内完全折旧且被消耗(不存在残值)，因此最终资本的价值率ψ与ν相等。企业出于利润最大化的目标，之所以选择增加资本投入而不选择雇佣新的劳动力，是因为基于技术的自动化生产比基于劳动力的非自动化生产的成本(中间品价格)更低，即自动化技术具有足够的生产力，此时根据式(3)(4)，所有$i\in[0,\beta_t]$的任务均满足式(5)条件时，厂商才会选择自动化生产。

$$w_t\geqslant\psi Az_t(i)^{(1-\rho)/\rho} \tag{5}$$

其中，对于自动化任务，由中间品需求价格与式(2)(4)可得，每项任务的资本分配为：

$$x_t(i)=\nu^{-1}Y_t/z_t(i),i\in[0,\beta_t] \tag{6}$$

其中，由式(2)(6)得中间产出为：

$$y_t(i)=\nu^{-1}z_t(i)^{1/\rho}Y_t,i\in[0,\beta_t] \tag{7}$$

其中，可以得出中间部门产出在总产出的占比为：

$$p_t(i)y_t(i)/Y_t=1/z_t(i) \tag{8}$$

其中，中间部门产出份额与资本的横向技术进步呈负相关：智能机器人自动化生产率的提升会增加产出并降低部门产出占比，由此可以认为，自动化程度较高的部门参与生产挤占了传统劳动力部门的生存空间。

进一步考虑资本的总投资I和劳动力总供给L的资源约束，由资本约束$I_t=\int_0^1\psi x_t(i)\mathrm{d}i$和式(6)得到总产出中的资本份额为：

$$s_{K_t}=\psi X_t/Y_t=\beta_tZ_t^{-1} \tag{9}$$

其中，技术外生条件下，由劳动力约束$L_t=\int_0^1 l_t(i)\mathrm{d}i$可得劳动力参与生产的份额为：

$$s_{L_t}=w_tL_t/Y_t=1-\beta_tZ_t^{-1} \tag{10}$$

根据式(1)，总产出是均衡中间产出的综合，均衡条件下的总产出为：

$$Y_t=\nu A(1-\beta_tZ_t^{-1})^{-1/\rho}(1-\beta_t)^{(1-\rho)/\rho}L_t \tag{11}$$

其中，由式(10)(11)可得均衡工资$w_t=\nu A(1-\beta_tZ_t^{-1})^{(\rho-1)/\rho}(1-\beta_t)^{(1-\rho)/\rho}$，产品实际价值与技术水

平短期不变，取对数化简得到：

$$\ln w_t=[(\rho-1)]/\rho[\ln s_{L_t}-\ln(1-\beta_t)]=[(\rho-1)/\rho][\ln(1-\beta_t Z_t^{-1})-\ln(1-\beta_t)] \tag{12}$$

其中，工资收入的变化与劳动参与份额和智能机器人的渗透率变化相关，而劳动参与份额的变化是渗透率和技术水平的函数。当渗透得以发生时，根据式(5)，自动化任务以低于劳动力的成本生产中间产品的最低生产率$z_t^{\min}$应满足$w_t=\phi A z_t^{\min}(i)^{(1-\rho)/\rho}$，此时，资本投入在中间任务上的生产率应满足$z_t(i)\geqslant z_t^{\min}=(1-\beta_t)/(1-\beta_t Z_t^{-1})$。由于$Z_t$为$z_t(i)$的调和平均数，因此，存在$Z_t\geqslant z_t^{\min}\geqslant(1-\beta_t)/(1-\beta_t Z_t^{-1})$，由此可知$Z_t\geqslant 1$，$\beta_t Z_t^{-1}\leqslant 1$。式(12)均衡工资的对数小于0，在短期替代效应下，智能机器人渗透将压低劳动力收入。基于此，本文提出以下假说：

假说1：智能机器人渗透将会带来劳动力收入的下降。

居民收入由工资率和工作时长共同决定。根据上述分析，考虑长期技术进步对劳动力部门产生的挤占。当长期技术进步引致资本劳动替代弹性超过部门转型阈值时，企业采用智能机器人实现生产要素替代，劳动力成本上升。这一过程产生两种影响：第一，自动化设备的规模效应使总产出中劳动力占比呈现单调递减趋势；第二，鲍莫尔成本病驱动的结构性转型使保留岗位的人力资本溢价持续强化。因此，智能机器人渗透通过重塑部门间生产率差异，拉大劳动力成本的结构性差异。在自动化技术快速扩散的部门，资本深化显著提升劳动生产率，推动高技能岗位工资随边际产出增长而上涨；而受自动化冲击较小的低生产率部门，由于人力资本流动性受限和劳动密集型特征，其工资水平需与高生产率部门保持均衡以维持劳动力供给，形成“生产率停滞但工资趋同”的鲍莫尔效应。这种跨部门工资黏性传导机制，使整体劳动力成本呈现“技术驱动型膨胀”，倒逼企业通过进一步提高机器人的渗透率来应对成本压力，最终形成“技术渗透—工资刚性—再渗透”的强化循环。这本质上反映了自动化进程中不同技能劳动力的动态再配置过程，渗透率的提升通过乘数效应带来在岗劳动力工资率的提升，同时工资率的加速特征倒逼再渗透。对于居民而言，若劳动参与份额不发生变化，工资率的提升自然意味着个人效用水平的提升。进一步考虑劳动参与份额的变化，从式(10)可以看出劳动参与份额受到β_t和Z_t的影响，实际上体现了智能机器人在劳动力市场中的替代效应与创造效应的共同作用。短期内，技术黏性导致Z_t不变，而智能机器人渗透水平β_t的提升带来劳动力参与份额减少，微观层面部分传统劳动力岗位被机器替代，对劳动力的就业格局产生不利影响。综上所述，智能机器人对劳动力的替代既增加了工资率，也因劳动参与份额的挤占带来参与劳动时长的下降。由此本文提出以下假说：

假说2a：智能机器人渗透将会带来劳动工资率的增加。

假说2b：智能机器人渗透将会挤占劳动力的劳动参与份额。

上述分析表明，智能机器人对劳动力收入的影响是渗透率对工资率和劳动参与份额共同作用的结果。从式(8)以及动态特征看，依据技术进步的边际效应递减规律，当渗透率达到一定水平时，技术水平z_t提升的创造效应将逐渐占据主导。这不仅能创造更多新的就业机会，还能促进劳动力素质和职业技能的提升，使其更好地适应新的工作环境和需求。因此，短期内规模定律成立，渗透率的提升会挤占劳动参与份额，但从长期来看，规模定律并不一定成立。随着人工智能技术替代效应的边际递减，技术水平的深化与劳动参与份额之间的正相关关系将逐渐显现，这将成为平衡人工智能发展的关键。

进一步考虑不同技能部门从事中间任务$y_t(i)$的异质性。在考虑高、低技能部门间技术水平的差异后，高技能部门与低技能部门间的劳动力收入差距逐渐扩大，而两部门劳动参与份额差距逐渐缩小。同时，部门本身技术要求越高，技术渗透对工资和劳动参与份额的影响越大。由此，本文提出以下假说：

假说3：智能机器人渗透将拉大高、低技能部门的劳动力收入差距，但也会缩小两部门劳动参与份额间的差距。

根据创造和替代的双重效应，进一步讨论智能机器人对劳动力影响的传导机制。首先，智能机器人具有任务重新分配和工作条件改善的作用，通过取代高体力、高风险任务，推动劳动力转向体力强度较低、受伤风险较低的任务和职业，同时减少工作时长、降低工作强度并优化工作环境[19]。随着沉重的工作任务被智能机器人接管，未被替代的员工反而从中解放并专注于更为核心和高级的任务，极大地提升了工作效率，为劳动力的向上流动提供了有力支持。其次，智能机器人渗透不仅促进了生产过程中机器

之间的紧密物理连接，还构建了人—机、人—人之间信息的无缝双重连接，推动了制造业与服务业趋同的“两业融合”新模式。产业的趋同不仅促使“服务业的上浮”，还开拓了生产性服务业的广阔市场新领域。一方面，传统制造业企业生产率提升的同时产生对传统劳动力投入的替代[20]；另一方面，传统制造业企业生产率提升催生了电子商务及平台生活性服务业等具有显著制造业特征的新型服务业部门。传统制造业的更迭和新兴智能化服务产业的崛起带来了生产红利[21]，自然引导劳动力转型和劳动结构的优化升级。

此外，智能机器人为经济发展带来了诸多机遇，但也不能忽视其引发的就业结构性风险。随着技术迭代加速和应用场景拓宽，智能机器人正引发深层次的职业生态重构，诸多标准化、程序化岗位面临技术替代的潜在风险。这一变革对劳动力市场形成双重冲击：一方面，低技能劳动者及非正规就业者等脆弱群体首当其冲，岗位可替代性显著增加；另一方面，高技能群体借助数字技术赋能持续优化人力资本结构，既有效抵御自动化替代风险，又利用技术红利实现职业跃迁。这种技术赋能的分化影响加剧劳动力市场的结构性矛盾，导致岗位转换频次和工作岗位不确定性提升，整体就业稳定性风险加剧[22]。综上，本文提出以下假说：

假说4：智能机器人渗透将通过激励劳动力向上流动、推动行业转变和增加就业稳定性风险的机制，在提升劳动力工资率的同时挤占劳动参与份额。

三、数据处理与模型构建

（一）智能机器人的渗透率

借鉴王永钦等[11]做法，本文以中国的行业就业数据与国际机器人联合会（IFR）的机器人存量数据进行匹配，根据城市行业就业人口占比计算得出城市产业渗透率，再与个人行业匹配，作为城市个人渗透率指标。按照IFR机器人种类和功能，将机器人所属产业大类代码与中国家庭金融调查（CHFS）问卷居民“工作单位属于什么行业”结果进行匹配，在保持职业一致的前提下，最终划分为5类①。按照每一类型根据IFR数据获得全国当年机器人库存量，如式（17）所示，去单位化后计算匹配到居民从事行业的全国行业层面机器人渗透度指标PR_{nt}^{CH}：

$$PR_{nt}^{\mathrm{CH}}=MR_{nt}^{\mathrm{CH}}/L_{nt=2014}^{\mathrm{CH}} \tag{13}$$

其中，MR_{nt}^{CH}为居民n所在行业t年的全国工业机器人存量，$L_{nt=2014}^{\mathrm{CH}}$为基期（2014年）居民$n$所在行业就业人数。在此基础上，对于$t$年在$k$城市从事某行业的居民$n$来说，其受所在行业数字渗透率的影响主要来源于城市行业渗透率以及自身对工作的依赖程度。因此，本文从上述两方面入手进一步构建居民层面个人所从事行业的智能机器人渗透率Ar_{knt}：

$$Ar_{knt}=(E_{knt=2015}/L_{kt=2015})\times(MR_{nt}^{\mathrm{CH}}/L_{nt=2014}^{\mathrm{CH}}) \tag{14}$$

其中，$E_{knt=2015}$为基期（2015年）k城市从事居民n所在行业的总人数，$L_{kt=2015}$为基期（2015年）k城市所有行业的从业总人数。

（二）变量选取与描述性统计

本研究所用微观数据取自2015—2019年的CHFS问卷。在样本筛选上，遵循国际劳工组织对持续就业状态的界定：观察期内存在至少一份有效雇佣契约，且累计失业时长不超过摩擦性失业阈值（通常设定为4周）[23]。据此，筛选出问卷中回答了关于前一年内参与工作类型、收入、时长等调查且上一年工作时长不为0的持续样本，确保样本不会因调查时点不一致而产生对持续就业研究的异质性影响。随后，通过城市层面代码将个体数据与城市层面数据匹配，最终形成包含7 674个样本的微观数据集。

① 1. 农、林、牧、渔业；2. 采矿、制造业；3. 建筑业；4. 电力、热力、煤气及水生产和供应业；5. 包括教育、研究、发展等领域的第三产业。根据CHFS相关选项，第三产业的匹配包括批发和零售业，住宿与餐饮业，信息传输、软件和信息技术服务业，金融业，科教文卫，居民服务、修理和其他服务业，公共管理、社会保障和社会组织。

核心解释变量为前文计算的匹配到居民所从事行业层面的智能机器人渗透率。核心被解释变量则包括居民层面的总收入、月工资以及衡量劳动参与份额的年工作月数与月工作天数。具体构建上，总收入以CHFS中家庭成员上一年工资收入度量，月工资则根据家庭成员实际每年工作月数计算的每月工资数表示，用以指代居民的工资率。劳动参与份额的构建，鉴于多数居民通常以“月”为基本劳动和报酬周期，选用CHFS中“家庭成员去年工作月数”（即年工作月数）评估居民劳动时长，并辅以调查中的“家庭成员去年平均月工作天数”（即月工作天数）作为补充，避免仅以“月”为单位而忽视工作强度差距。

关于劳动参与份额的衡量，理论框架中部门劳动参与份额本质上反映了生产要素的配置效率，其可分解为劳动力要素的绝对投入量和单位劳动产出的边际效率两个维度。微观层面，受限于国民经济核算体系的宏观属性与微观主体数据的非对称性，居民个体参与特定产业的总劳动任务量难以测度。在规模报酬不变的生产技术假设下，单个劳动者的边际产出弹性趋近0，这意味着微观个体的劳动投入决策对总量生产函数 $Y=F(K,L)$ 的影响呈高阶小量特征。基于此，本文引入理性预期分析框架：当经济主体具有完备市场信息时，个体劳动供给将自动适应给定的总量生产任务，此时总产出 Y 可视为外生，其核心在于通过代表性经济人假设实现宏、微观经济分析的逻辑自洽[24]。因此，在微观层面将个体所面临的产业总生产任务视为固定参数，不仅符合新古典经济学的边际分析传统，也是在数据约束条件下的必要简化。当总生产任务被视定为外生给定时，个人工作时长的变动直接反映劳动被机器人替代的程度，且与部门劳动参与份额保持正相关关系，因此个人劳动时长的变化能够作为个人劳动份额变化的代理变量。具体描述性统计结果如表1所示。

表1　变量描述性统计结果

变量类型	变量名称	均值	标准差	最小值	最大值
核心被解释变量	总收入	10.296	0.811	7.496	11.918
	月工资	7.957	0.785	5.122	9.721
	年工作月数	2.437	0.291	0.406	2.565
	月工作天数	3.189	0.241	0.693	3.466
核心解释变量	渗透率	0.009	0.029	0	0.702
个人控制变量	年龄	44.832	9.024	17.000	79.000
	年龄的二次项	2 091.346	816.097	289.000	6 241.000
	教育程度	10.936	3.301	0	24.000
	政治身份	0.208	0.406	0	1.000
	健康状况	0.664	0.845	−2.000	2.000
	婚姻状况	0.975	0.158	0	1.000
	工作奖金收入	3.290	4.306	0	10.463
	工作加班激励	0.301	0.459	0	1.000
	单位性质	0.383	0.486	0	1.000
	是否劳务派遣身份	0.413	0.467	0	1.000
	户口类型	0.109	0.312	0	1.000
城市控制变量	城市高技能劳动力占比	0.092	0.076	0	0.279
	人均地区生产总值	11.039	0.575	9.256	12.281
	年平均人口规模	7.802	6.240	0.554	33.970
	第三产业增加值占GDP比重	50.331	12.247	21.900	80.980
	城市失业率	0.849	0.618	0.044	3.800
	城市年职工平均工资	11.131	0.308	10.211	11.917
	城市数字经济水平	0.700	1.519	−1.170	10.438

控制变量包括个人与城市两个维度。个人层面：教育程度，以个体受教育年限衡量；由于样本工作经验难以直接观测，考虑其与年龄间的关联性，控制年龄与年龄的二次项；居民政治身份、健康状况、婚姻状况、工作加班激励、单位性质、户口类型、劳务派遣身份及工作奖金收入作为控制变量。城市层面：在控制人均地区生产总值（取对数）、年平均人口规模（百万人）、第三产业增加值占国内生产总值（GDP）比重、城市失业率以及城市年职工平均工资（取对数）的基础上，进一步考虑不同城市本身就业人群技能结构的作用，构建城市中高技能劳动力数量与同一城市样本总量的比值作为城市高技能劳动力占比，控制城市技能结构差异的影响；考虑城市数字经济水平的影响，采用赵涛等[25]的方法核算城市数字经济水平，以控制城市数字化进程对企业数字化程度、员工数字素养、工作方式和收入产生的影响。最后，为避免极端值的影响，针对总收入和月工资采用双边缩尾1%的方法排除异常值的影响，并且为确保一致性和可比

性，被解释变量均加1后取对数处理。

（三）基准模型设定

本文基准回归部分采用以下控制时间和个体特征的双向固定效应模型：

$$y_{nkt}=\beta_0+\beta_1 Ar_{nkt}+X'_{kt}\xi+X'_{nkt}\sigma+\phi_n+\phi_t+\mu_{nkt} \quad (15)$$

其中，y_{nkt}为核心被解释变量，表示第t年k城市居民n的年收入、月工资和以年工作月数与月工作天数表示的劳动参与份额；Ar_{nkt}为核心解释变量即居民n所在城市k第t年所从事行业的智能机器人的渗透率；X'_{kt}和X'_{nkt}分别为城市、个人层面控制变量；ϕ_n为个体效应，ϕ_t为时间效应；μ_{nkt}为其他不可观测的随机误差项；β_1表示智能机器人渗透的影响。考虑不同城市经济水平、产业分布与劳动力间的相关性，将标准误聚类到城市层面，以减少对β_1估计的偏误。

四、基准实证分析

（一）基准回归结果

基准回归模型的估计结果如表2所示。第（1）列渗透率的系数显著为负，表明现阶段智能机器人渗透确实压低了劳动力总收入，假说1得到验证。总收入由工资率和工作时间共同决定，为判断智能机器人渗透下总收入降低的来源以验证假说2，本文以月工资和劳动参与份额为被解释变量分别代入基准模型进行估计。第（2）列结果显示，渗透率的提升反而增加了在岗职工的月工资，与理论推导一致，智能机器人渗透使劳动力成本越来越高，居民层面表现为工资率的提升，假说2a得到证实。第（3）列结果显示，渗透率的提升具有替代效应，挤占了以年工作月数表示的劳动参与份额，第（4）列以月工作天数为被解释变量时结果依然成立。由此，假说2b得到证实：以机器人为代表的人工智能渗透在挤占以劳动时长衡量的劳动参与份额的同时，也推高了劳动力的工资率。

表2 基准回归估计结果

变量	（1）总收入	（2）月工资	（3）年工作月数	（4）月工作天数
渗透率	−1.201***	1.848***	−2.810***	−0.342***
	（−2.859）	（3.898）	（−12.267）	（−2.635）
Adj. R^2	0.464	0.407	0.398	0.309
观测值数	7 674	7 674	7 674	7 674

注：1. ***代表1%的显著水平。

2.（）内为t值。

3. 固定效应已控制，控制变量估计结果留存备索。

（二）稳健性和内生性检验①

1.稳健性检验

首先，更换估计模型。在基准回归中考察渗透率对劳动参与份额的影响时，选取年工作月数和月工作天数作为被解释变量。由于二者均为计数类非负变量，虽然分布上不存在明显堆叠，但仍呈现一定的右偏特征。考虑取对数后估计系数可解释为弹性变化且具有经济学意义，基准回归采用了简单有效的对数线性化处理。但为避免因截断数据的潜在堆叠特性导致参数估计偏误，不对年工作月数和月工作天数进行对数线性化，而换用Cohn等[26]提出的泊松伪极大似然回归（PPML）模型进行稳健性检验。该方法即使在存在过度离散的情况下，也能对计数类结果变量进行一致估计。与基准模型相比，两种估计方法并不存在系统性差异，表明截断数据的潜在堆叠和右偏特征并未影响对渗透率真实效应的识别。

此外，放松样本约束。样本筛选要求调查对象在2015—2019年调查周期内持续参与劳动力调查，且

① 篇幅限制，结果留存备索。

需在调查前一年至少存在一段就业经历。这类强平衡面板数据虽能有效控制个体固定效应、降低不可观测异质性干扰，但也可能导致样本选择偏差。潜在样本的损耗可能会引发两个关键问题：其一，系统性排除了具有间歇性就业特征的弱势群体（如周期性失业者、灵活就业者），从而导致研究结论的外部效度受限；其二，基于“持续就业者”子样本的估计结果可能高估整体劳动力的就业稳定性。为克服上述局限性，本文放宽时间连续性约束，通过保留具有非连续就业经历的个体，将数据结构拓展为非平衡面板，样本规模扩大至10 797个。尽管数据结构的改变放松了样本代表性约束，但从结果来看，得益于问卷年份跨度较大以及问题设计中“去年一年间”的前提条件，工作相关调查结果的有效性仍得到较好控制，渗透率的估计系数在方向、显著性水平及经济意义层面均与基准回归保持高度一致。

2. 内生性检验

进一步考虑可能存在的内生性问题。一方面，国内机器人的普及不仅受行业技术进步的外部驱动，还可能与影响劳动力市场供需的其他本土因素相关，导致变量遗漏而产生估计误差。另一方面，劳动力收入和工资率作为企业用工成本的重要指标，其增长可能会强化企业“机器换人”的倾向，从而导致劳动力相关指标与渗透率之间的逆向因果关系。为更准确识别劳动力与智能机器人渗透之间的因果关系，本文采用Bartik工具变量法进行内生性检验[27]，并选择以美国机器人库存量替代中国机器人库存量作为工具变量。由于美国与中国机器人库存量之间存在相关性，同时该变量与误差项保持独立，采用份额外生法得到无偏一致估计量。基于该工具变量的两阶段最小二乘法（2SLS）估计结果显著拒绝了弱工具变量假设，第二阶段结果均与基准回归保持一致，表明不存在明显的内生性问题。

五、进一步分析

（一）职业异质性

本文将个人职业划分为四类：党的机关、国家机关、群团和社会组织、企事业单位负责人与办事人员（以下简称“负责人与行政服务人员”）；包括各类社会科学和自然科学研究人员、技术人员、教学人员等在内的高级知识分子与专业技术人员；社会生产服务和生活服务人员；一般生产制造及有关人员①。其中，高级知识分子与专业技术人员相较于一般生产制造及有关人员通常具有更高的技能需求，由此可将二者作为高、低技能员工的划分标准。

首先，基于职业类型分组并按基准模型分别进行估计，结果如表3所示，第（4）列中渗透率显著。这表明，随着渗透率的提升，以中、低技能为代表的一般制造业人员的总收入下降幅度更为显著，进一步加剧了其与其他技能水平员工之间的收入差距。

表3　智能机器人渗透率对劳动力总收入的职业异质性估计结果

变量	被解释变量：总收入			
	（1）负责人与行政服务人员	（2）高级知识分子与专业技术人员	（3）生产服务人员	（4）一般制造业人员
渗透率	−0.149 （−0.120）	−0.054 （−0.085）	−0.646 （−0.542）	−1.333** （−2.452）
Adj. R^2	0.502	0.396	0.399	0.433
观测值数	2 069	1 357	1 978	1 745

注：1. **表示5%的显著水平。

2. （）内为t值。

3. 固定效应已控制，控制变量估计结果留存备索。

其次，探讨智能机器人渗透对月工资影响的职业异质性，结果如表4所示。从第（2）（4）列结果来看，随着渗透率的提升，高级知识分子与专业技术人员以及一般制造业人员的月工资显著提高，表明智能机

① 考虑到智能机器人渗透对长期从事某一职业人员的影响，以及面板数据的平衡性和回归分析的一致性，本文剔除了职业状态每年都发生变动的样本。

器人渗透的创造效应存在异质性，通过提高月工资为高技能群体和一般制造业劳动力带来了更高收入的可能性。同时，对比二者的系数差异发现，相较于一般制造业人员，高级知识分子与专业技术人员的月工资增长更为显著，这印证了以智能机器人为代表的人工智能技术的广泛应用提升了对高技能劳动力的需求，也暗示以月工资指代的工资率增长差异可能导致了收入差距的进一步扩大，而非缩小。

表4 智能机器人渗透率对劳动力月工资的职业异质性估计结果

变量	被解释变量：月工资			
	(1)负责人与行政服务人员	(2)高级知识分子与专业技术人员	(3)生产服务人员	(4)一般制造业人员
渗透率	2.251 (1.259)	2.869*** (2.748)	2.029 (0.985)	1.704*** (3.030)
Adj. R^2	0.475	0.332	0.303	0.338
观测值数	2 069	1 357	1 978	1 745

注：1. ***表示1%的显著水平。

2. ()内为t值。

3. 固定效应已控制，控制变量估计结果留存备索。

最后，同样对劳动参与份额进行分组估计①。异质性估计结果显示，渗透率对年工作月数的影响在所有职业范畴中均显著为负，表明智能机器人渗透确实存在替代效应，对劳动参与份额形成挤压。比较不同职业群体年工作月数的系数差异发现，高级知识分子与专业技术人员以及一般制造业人员所受到的替代效应尤为显著。虽然二者劳动参与份额的变化幅度接近，但低技能的一般制造业人员月工资的增长却远弱于高级知识分子与专业技术人员，这一现象验证了“极化效应”的实际存在。此外，从月工作天数来看，上述结论依然成立，且仅在高级知识分子与专业技术人员与一般制造业人员分组中显著为负，劳动参与份额的“极化效应”更为明显。可以看出，尽管二者劳动参与份额系数差异较小，但渗透率对高级知识分子与专业技术人员月工资的提升作用远大于一般制造业人员，导致其对高级知识分子与专业技术人员的总收入影响并不显著，而对一般制造业人员的总收入系数则显著为负。因此，机器人渗透的影响并非仅局限于中、低技能劳动力，其异质性效应可能被总收入不变的表象所掩盖。

综上所述，在任务型技术不断渗透的背景下，替代效应对收入与劳动参与份额的影响呈现出明显的偏向特征。与高、低技能部门间收入差距不断扩大的现象形成鲜明对比的是，机器人渗透在一定程度上有助于缩小不同职业群体间劳动参与份额的差距。至此，假说3得到了有效验证。

(二)第三产业发展程度的调节效应

本文引入劳动力所属行业的产业结构特征，讨论不同城市产业结构对智能机器人渗透率的影响是否存在调节效应。在北京、上海等第三产业就业占比较高的城市集群中，产业发展更依赖服务业劳动力市场，服务业人力资本密集特征可能放大技术替代效应；而在以传统制造业为主导、第三产业就业占比较低的传统工业城市中，自动化进程更多受制于资本深化程度下的路径约束，智能机器人渗透的替代效应则相对较弱。为识别产业结构差异的调节作用，按照城市第三产业就业占比划分低、中、高三类服务业就业密度，并分别赋值−1、0、1，与渗透率构建交互项纳入基准模型，估计结果见表5。第(1)列中交互项系数显著为负且与渗透率系数同号，表明第三产业发展程度越高，渗透率对总收入的抑制效应越强，即服务业人力资本密集特征放大了技术替代效应。随着渗透率的提升，第三产业就业占比较高城市中居民的总收入所受的边际影响大于其他城市。类似地，第(2)～(4)列结果显示，渗透率对月工资的影响与基准回归一致，智能机器人渗透导致以月工资指代的工资率上升，而对表示劳动参与份额的年工作月数与月工作天数的影响依然呈现出下降趋势。其中，第(2)列交互项显著为正，呈现出正向调节效应，即第三产业发展较高城市的自动化进程催生技能溢价，带来高于以第一、二产业为主导城市的劳动力报酬。第(3)(4)列交互项系数为负，表明替代效应因产业结构而存在梯度差异，相比以第一、二产业为主导的城市，高第

① 篇幅所限，结果留存备索。

三产业就业占比城市的劳动参与率下降效应更为显著。

表5　第三产业发展程度调节作用下智能机器人渗透效应影响的估计结果

变量	(1)总收入	(2)月工资	(3)年工作月数	(4)月工作天数
渗透率	−1.393***	2.284***	−3.355***	−0.450***
	(−3.160)	(4.655)	(−17.190)	(−16.562)
是否为第三产业	0.006	−0.090**	0.082***	0.012***
	(0.172)	(−2.291)	(5.200)	(4.736)
渗透率×第三产业	−1.248***	3.944***	−4.479***	−0.564***
	(−2.661)	(6.334)	(−11.856)	(−10.012)
Adj. R^2	0.465	0.417	0.497	0.457
观测值数	7 674	7 674	7 674	7 674

注：1. **和***分别代表5%和1%的显著水平。

2. ()内为t值。

3. 固定效应已控制，控制变量估计结果留存备索。

(三)智能机器人对收入和劳动参与份额的作用机制

根据理论分析，本文进一步检验智能机器人对收入和劳动参与份额的作用机制。首先，考虑劳动力单位类型与职业变动，将样本按照职业进行划分：当个体职业由一般制造业人员、生产或行政等服务人员转变为高级知识分子与专业技术人员、负责人时，赋值1，反之赋值−1，未变动赋值0，以此构建劳动力职业向上流动的虚拟变量(Ca)，用以衡量职业的向上专业化流动。其次，考察劳动力的行业结构转变。类似地，构建就业产业转变的虚拟变量(It)，若前一年由第一、二产业向第三产业转变则赋值1，反之为−1，未变动为0。最后，探讨技术渗透与个人就业风险的联系。理论分析认为，智能机器人渗透提升了岗位转换的频次，增加了工作岗位的不确定性，并加剧整体就业风险。这意味着在面临工作岗位的不确定性时，企业或个人都倾向于签订短期合同来应对岗位轮换频次的增加。这一过程并不是传统就业过程中的“失业”风险，而是源于就业市场上岗位轮换频次增加所导致的“不确定性”风险。据此，本文构建签订就业合同类型的虚拟变量(Ec)，探讨就业合同短期化所带来的稳定性风险的影响机制：与用人单位签订固定合同、长期合同、短期合同或没有合同分别赋值0～3，以衡量不确定性下的就业风险。根据分类变量的数据特征，对上述三个机制的检验选择针对面板数据的有序分类变量的固定效应有序logit(feologit)模型[28]，检验结果见表6。

表6　智能机器人渗透作用机制检验估计结果

变量	(1)Ca	(2)It	(3)Ec
渗透率	6.014***	15.910***	7.017**
	(2.815)	(12.978)	(1.987)
伪R^2	0.228	0.762	0.074
观测值数	4 066	4 489	3 294

注：1. **和***分别代表5%和1%的显著水平。

2. ()内为t值。

3. 固定效应已控制，控制变量估计结果留存备索。

从表6第(1)(2)列可见，随着渗透率的提高，职业的向上流动和从事行业向第三行业的转型趋势愈加明显。智能机器人的渗透不仅推动了职业结构的优化升级，也促进了产业结构的调整与转型，进而影响不同劳动力的总收入、月工资和劳动参与份额。智能机器人的应用为医疗、金融、教育等职业领域带来了全新的发展机遇，使从业者得以实现职业向上流动，提升社会地位和经济收益。同时，随着人们对高品质生活的需求不断提升，旅游、文化、娱乐等行业的市场需求日益旺盛，人工智能的应用进一步提升了这些领域的服务水平和竞争力，吸引了更多相关从业者。第(3)列结果显示，渗透率的系数显著为正，即渗透率提升带来了劳动力就业合同的短期化，从而对收入和劳动参与份额产生影响。随着智能机器人的普及，部分传统行业和职业面临被替代的风险；同时，传统劳动者借助数字技术实现人力资本增值，使从业

者一方面面临失业或转行的压力，另一方面产生职业流动的动机，从而加剧就业短期化的趋势，提升就业稳定性风险。

职业流动与就业稳定性风险的共同加剧，实质上揭示了人工智能技术渗透的双重作用机制。在微观层面，技术革新通过创造新型高技能岗位为劳动者提供了向上流动通道，并带来人力资本增值的发展机遇；而在中观层面，技术迭代加速引发岗位重构，使就业合约期限显著缩短，形成系统性风险积累。看似矛盾的“机遇与风险”并存，实质上是技术冲击带来劳动力市场结构性调整。当个体通过技能重塑实现纵向流动时，其就业稳定性依赖于持续的技术适应能力；而市场在技术更替周期压缩的背景下，被迫采用弹性雇佣机制。因此，职业向上流动的个体收益与就业风险的系统性深化，恰是技术进步“创造性破坏”特征在劳动力市场不同维度的呈现，二者通过人力资本折旧与岗位存续周期的动态博弈实现逻辑自洽。至此，假说4得到充分验证。

综上所述，智能机器人渗透促进了职业的向上流动和从事行业向第三产业的转型，但同时也带来了就业风险，其创造效应和替代效应共同影响劳动收入和参与份额。

（四）关于智能机器人对收入差距影响的分析

前文讨论了智能机器人渗透在不同部门间的差异性影响和“极化效应”，据此进一步考察其对收入差距的影响。参考郭晗等[29]的研究，根据个人工资的被剥夺函数计算个人面临的收入差距（*RD*）作为新的被解释变量，在控制月工资与月工作天数以排除工资率和劳动参与份额对收入差距的直接影响后，按基准模型估计。表7结果显示，智能机器人渗透显著加剧了收入差距，这一趋势深刻反映了社会经济结构的变化，尤其体现在不同职业群体之间的收入差距上。

表7 智能机器人渗透对居民个人收入差距影响估计结果

变量	被解释变量：*RD*				
	（1）全样本	（2）负责人与行政服务人员	（3）高级知识分子与专业技术人员	（4）生产服务人员	（5）一般制造业人员
渗透率	0.738***	0.629***	0.590**	1.089***	0.646***
	（9.110）	（2.987）	（2.526）	（5.320）	（6.052）
月工资	−0.233***	−0.238***	−0.213***	−0.245***	−0.224***
	（−67.612）	（−35.254）	（−23.609）	（−42.045）	（−30.832）
工作天数	−0.031***	−0.012	−0.005	−0.047***	−0.051**
	（−3.440）	（−0.965）	（−0.276）	（−2.886）	（−2.569）
Adj. R^2	0.871	0.903	0.808	0.890	0.828
观测值数	7 674	2 069	1 357	1 978	1 745

注：1. **和***分别代表5%和1%的显著水平。

2.（）内为*t*值。

3. 固定效应已控制，控制变量估计结果留存备索。

表7第（1）列渗透率系数显著为正，表明智能机器人的渗透的确加剧了社会收入差距。第（2）～（5）列的分职业类型分析表明，尽管所有职业均面临收入差距扩大的压力（系数均显著为正），但差异性明显。第（4）列生产服务人员的异常高系数印证了极化效应的强化机制。该分组具有高、中、低技能岗位并存的特有“技能连续体”特征，使其成为技术冲击的“放大器”。即智能机器人渗透带来中层劳动力的双向转化，部分升级为高技能劳动力，更多则降级为低技能的操作岗位，形成“中层的消失”的就业结构和收入分布的中间塌陷，最终放大了收入差距。此外，第（2）（3）（5）列的系数均低于全样本，但成因上存在差异。第（2）列负责人与行政服务人员的系数反映制度刚性对技术冲击的缓冲作用，组织资本与专用性人力资本形成抵御技术替代的双重屏障，延缓了极化效应的传导速度。第（3）列高级知识分子与专业技术人员的渗透率系数显著为正，主要源于高技能劳动者通过技术适配能力获取创新溢价，其收入差距扩大来自组内竞争而非结构替代。而第（5）列低技能一般制造业人员的系数显著为正则是由于人机交互等非程式化特征形成天然技术屏障，使该群体所受不利影响也低于全样本。

上述差异表明，技术渗透的社会影响不仅取决于技能水平，更受制于职业的制度嵌入与岗位结构的

约束。随着人工智能技术的发展，高技能与低技能劳动力之间的收入差距将进一步拉大[30]，而中等技能劳动力的困境将愈发严峻。

六、结论与建议

本文从任务偏向性的视角构建了考虑横向和纵向技术进步的理论模型，关注智能机器人渗透对居民收入和劳动参与份额的影响，探讨其创造效应和替代效应的作用机制，验证了其对高、低技能劳动力的极化效应，并分析对收入差距的影响，得出三点结论。第一，当前智能机器人的广泛应用降低了劳动力部门的收入，这主要源于其对工资率和劳动参与份额的综合影响。渗透率对工资率的提升不足以抵消其对劳动参与份额的挤压，最终导致居民总收入受到负面影响。第二，智能机器人渗透既拉大了高、低技能部门间的收入差异，也缩小了两部门间劳动参与份额差异，且在第三产业中尤为显著。收入极化与参与趋同并存，产生“中层的消失”现象，加剧收入不平等并导致收入分配的中间塌陷。第三，智能机器人渗透在促进劳动力职业向上流动、推动就业产业结构转型的同时，也带来了就业稳定性风险，进而影响劳动收入和劳动参与份额。诚然，智能机器人的快速发展推动了生产率的显著提升，但从居民效用最大化的角度出发，其影响呈现出多元化特征。劳动力成本增加是必然趋势，而收入极化也可能因智能机器人渗透的创造效应而有所缓解。实现智能机器人与居民福祉的平衡，关键在于如何有效增加“中层”劳动回报和比重，即充分发挥智能机器人的创造效应。基于上述结论，本文提出如下政策建议：

首先，推动人工智能技术发展与高质量充分就业的高效协同和一体推进。坚持就业优先战略，在推动人工智能科技创新与产业创新深度融合过程中纳入就业目标，引导创新资源向创造就业潜力大的方向倾斜，稳定和扩大就业容量，实现技术导向与劳动者福祉的相容。重点发展需要创造力、情感交流等人类独特优势的人机协作技术，特别是在医疗、教育、养老和高端咨询等服务业领域的应用，通过创新人机协作的工作形态，从根本上增加劳动报酬和参与份额。利用人工智能与大数据技术，前瞻性地研判产业政策和智能制造项目的潜在岗位创造与失业风险，确保技术创新的经济效益与社会效益相协调。此外，借助新媒体打破“技术进步等于失业”的悲观论调，强调终身学习，缓解社会对技术变革的普遍焦虑，营造崇尚学习、拥抱变化、宽容失败的积极就业氛围。

其次，通过技能培训和结构性财税政策实现“收入极化”到“机会公平”的转变。一方面，强化中低层劳动岗位重塑与职业赋能，以持续扩大中等收入群体规模减小收入不平等。通过数字平台提供微课程和微认证，帮助劳动者利用碎片化时间学习，重点针对中小企业和中、低技能劳动者进行技能培训，增强学习的便利性和可及性。鼓励企业以专业化、针对人机协作新模式的技能升级培训，帮助劳动者特别是服务业中、低技能劳动者，实现从简单任务执行向更复杂的系统协调、数据分析和人机协同管理转型，拓宽创收渠道，促进机会公平。另一方面，避免“过度自动化”导致的非最优就业和“机器人直接征税”产生的对人工智能投资和创新的扭曲，考虑加强资本利得税和超额利润补充税，确保技术进步带来的收益更公平地分配给社会。进一步降低中低收入群体的个人所得税税率，并扩大教育、养老、育儿等专项附加扣除范围，以增加居民可支配收入。

最后，从“被动兜底”转向“主动赋能”，以平滑应对劳动力向上流动与就业风险并存的局面。联合行业协会和领军企业，明确因人工智能而兴起的新型岗位技能需求并提供转型指引。建立个人终身学习账户，政府、企业和个人共同出资，劳动者可根据自身职业发展和市场变化，自主选择培训项目，实现技能储备的“可携带”和“可持续”。构建中国职业信息网络数据库，提供个性化职业咨询和转岗支持服务，缓解职业信息不对称，确保各项政策能够精准地服务于最有转型潜力的群体。强化失业保险的“再就业”功能，将失业救济与个性化、智能化的职业咨询、技能再培训和创业支持等积极就业服务深度绑定，为处于转型阵痛期的劳动者提供从生存保障到能力提升的快速响应支持。推出针对因技术变革而失业或面临失业高风险群体的跨行业再培训计划，将再培训方案与就业岗位紧密挂钩，提供培训津贴，并探索政府补贴的“先聘用、后培训”新模式。

参考文献：

[1] PRETTNER K，STRULIK H. Innovation，automation，and inequality：policy challenges in the race against the machine[J].Journal of Monetary Economics，2020，116：249-265.

[2] ACEMOGLU D，RESTREPO P. Robots and jobs：evidence from US labor markets[J].Journal of Political Economy，2020，128(6)：2188-2244.

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

[4] JONES B F，LIU X J. A framework for economic growth with capital-embodied technical change[J]. American Economic Review，2024，114(5)：1448-1487.

[5] 林晨，陈小亮，陈伟泽，等.人工智能、经济增长与居民消费改善：资本结构优化的视角[J].中国工业经济，2020，37(2)：61-83.
LIN C，CHEN X L，CHEN W Z，et al. Artificial intelligence，economic growth and household consumption improvement：a capital structure perspective[J].China Industrial Economics，2020，37(2)：61-83.

[6] 陈彦斌，林晨，陈小亮.人工智能、老龄化与经济增长[J].经济研究，2019，54(7)：47-63.
CHEN Y B，LIN C，CHEN X L. Artificial intelligence，aging and economic growth[J].Economic Research Journal，2019，54(7)：47-63.

[7] 王林辉，胡晟明，董直庆.人工智能技术会诱致劳动收入不平等吗：模型推演与分类评估[J].中国工业经济，2020，37(4)：97-115.
WANG L H，HU S M，DONG Z Q. Will artificial intelligence technology induce labor income inequality：model deduction and classification evaluation[J]. China Industrial Economics，2020，37(4)：97-115.

[8] 孔高文，刘莎莎，孔东民.机器人与就业：基于行业与地区异质性的探索性分析[J].中国工业经济，2020，37(8)：80-98.
KONG G W，LIU S S，KONG D M. Robots and labor employment：an empirical investigation based on heterogeneity of industries and regions[J]. China Industrial Economics，2020，37(8)：80-98.

[9] ACEMOGLU D，RESTREPO P. The race between man and machine：implications of technology for growth，factor shares，and employment[J]. American Economic Review，2018，108(6)：1488-1542.

[10] 郭凯明，王钰冰，龚六堂.劳动供给转变、有为政府作用与人工智能时代开启[J].管理世界，2023，39(6)：1-21.
GUO K M，WANG Y B，GONG L T. Labor supply transformation，well-functioning government and the era of artificial intelligence[J].Journal of Management World，2023，39(6)：1-21.

[11] 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，2020，55(10)：159-175.
WANG Y Q，DONG W. How the rise of robots has affected China's labor market：evidence from China's listed manufacturing firms[J].Economic Research Journal，2020，55(10)：159-175.

[12] GRAETZ G，MICHAELS G. Robots at work[J].The Review of Economics and Statistics，2018，100(5)：753-768.

[13] 潘珊，郭凯明.人工智能、岗位结构变迁与服务型制造[J].中国工业经济，2024，41(4)：57-75.
PAN S，GUO K M. Artificial intelligence，occupational structural transformation and service-oriented manufacturing[J].China Industrial Economics，2024，41(4)：57-75.

[14] 徐春华，曾繁毅.人工智能、劳资关系与劳动收入份额[J].当代经济科学，2024，46(5)：89-104.
XU C H，ZENG F Y. Artificial intelligence，labor-capital relations and labor income share[J]. Modern Economic Science，2024，46(5)：89-104.

[15] 刘洋，韩永辉，王贤彬.工业智能化能兼顾促增长和保民生吗?[J].数量经济技术经济研究，2023，40(6)：69-90.
LIU Y，HAN Y H，WANG X B. Can industrial intelligentization balance the promoting growth and ensuring living needs?[J].Journal of Quantitative & Technological Economics，2023，40(6)：69-90.

[16] 黄浩权，戴天仕，沈军.人工智能发展、干中学效应与技能溢价：基于内生技术进步模型的分析[J].中国工业经济，

2024，41(2)：99-117.
HUANG H Q，DAI T S，SHEN J. AI，learning-by-doing and skill premium：a study based on a model of endogenous technological change[J].China Industrial Economics，2024，41(2)：99-117.
[17] 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，2019，35(7)：60-77.
GUO K M. Artificial intelligence，structural transformation and labor share[J].Journal of Management World，2019，35(7)：60-77.
[18] ACEMOGLU D. The simple macroeconomics of AI[R]. National Bureau of Economic Research Working Paper，No.32487，2024.
[19] 孙早，高昕凯.智能化、劳动力有效配置与就业质量提升[J].西安交通大学学报(社会科学版)，2025，45(1)：53-68.
SUN Z，GAO X K. Intelligentization，labor effective allocation，and the improvement of employment quality[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University(Social Sciences)，2025(1)：53-68.
[20] 吕越，谷玮，包群.人工智能与中国企业参与全球价值链分工[J].中国工业经济，2020，37(5)：80-98.
LYU Y，GU W，BAO Q. Artificial intelligence and Chinese enterprises' participate in global value chains[J].China Industrial Economics，2020，37(5)：80-98.
[21] 陈东，秦子洋.人工智能与包容性增长：来自全球工业机器人使用的证据[J].经济研究，2022，57(4)：85-102.
CHEN D，QIN Z Y，Artificial intelligence and inclusive growth：evidence from international robot data[J].Economic Research Journal，2022，57(4)：85-102.
[22] 王林辉，钱圆圆，宋冬林，等.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[J].经济研究，2023，58(7)：69-85.
WANG L H，QIAN Y Y，SONG D L，et al. The job transition effects and employment sensitivity among specific groups of robot applications：empirical evidence from a micro-individual level perspective[J]. Economic Research Journal，2023，58(7)：69-85.
[23] BLUNDELL R，CHIAPPORI P A，MAGNAC T，et al. Collective labour supply：heterogeneity and non-participation[J].Review of Economic Studies，2007，74(2)：417-445.
[24] BLANCHARD O，FISCHER S. Lectures on macroeconomics[M].Cambridge：MIT Press，1989：337-542.
[25] 赵涛，张智，梁上坤. 数字经济、创业活跃度与高质量发展：来自中国城市的经验证据[J]. 管理世界，2020，36(10)：65-76.
ZHAO T，ZHANG Z，LIANG S K. Digital economy，entrepreneurship，and high-quality economic development：empirical evidence from urban China[J].Journal of Management World，36(10)：65-76.
[26] COHN J B，LIU Z，WARDLAW M I. Count (and count-like) data in finance[J]. Journal of Financial Economics，2022，146(2)：529-551.
[27] BARTIK T J. Who benefits from state and local economic development policies?[M]. Kalamazoo：W. E. Upjohn Institute for Employment Research，1991：81-286.
[28] BAETSCHMANN G，BALLANTYNE A，STAUB K E，et al. Feologit：a new command for fitting fixed-effects ordered logit models[J].The Stata Journal，2020，20(2)：253-275.
[29] 郭晗，冯星源. 多重数字鸿沟与家庭收入差距：理论与经验证据[J].经济纵横，2024，40(2)：79-90.
GUO H，FENG X Y. Multiple digital divides and household income disparities：theoretical framework and empirical evidence[J]. Economic Review Journal，2024，40(2)：79-90.
[30] 刘伟江，郝一哲.数字鸿沟与劳动力再配置：动态效应与效率提升分析[J].当代经济科学，2025，47(3)：18-34.
LIU W J，HAO Y Z. Digital divide and labor reallocation：analysis of dynamic effects and efficiency improvement[J]. Modern Economic Science，2025，47(3)：18-34.

编辑：张静，王磊

Wages and Labour in the Age of Artificial Intelligence: The Economic Effects of Intelligent Robot Penetration

GUO Han[1,2], FENG Xingyuan[3]

1. School of Economics and Management, Northwest University, Xi'an 710127, China
2. Business School, Nanjing University, Nanjing 210093, China
3. School of Digital Economy and Management, Nanjing University, Suzhou 215163, China

Summary The application of intelligent robots is profoundly transforming human production and lifestyles, with their penetration into traditional labor forces exhibiting dual effects of substitution and creation. This dynamic dual effect not only drives productivity enhancement and occupational transformation through intelligent development, but also introduces greater uncertainty to employment patterns and income distribution in the labor market, manifesting as the "hollowing out of the middle class" and emerging income inequality issues. On one hand, artificial intelligence has led to the replacement of numerous simple, repetitive tasks by robots, intensifying unemployment risks for medium- and low-skilled workers or forcing them into lower-paying jobs. On the other hand, intelligent penetration fosters the emergence and development of new professions demanding higher skills and knowledge. These transformations pose new challenges to labor market stability and equity. Therefore, examining the micro-level effects of robot penetration and ensuring that artificial intelligence development benefits broader social groups holds significant practical importance.

This study constructs a task-biased theoretical model integrating horizontal penetration and vertical innovation to analyze impacts of intelligent robots on labor income, wage rates, and labor participation rates at the micro level. The theoretical analysis suggests that current intelligent robot penetration reduces labor income and displaces labor participation share while increasing wage rates, thereby widening income disparities between high- and low-skilled sectors. Empirically, utilizing data from the International Federation of Robotics (IFR) and the China Household Finance Survey (CHFS), we constructed a micro-level dataset comprising 7,674 observations from 2015-2019. Employing a two-way fixed effects model, we systematically examined the actual impacts and mechanisms of intelligent robot penetration on labor income, wage rates, and labor participation share (measured by working months and days), addressing endogeneity through instrumental variable approaches. Heterogeneity analyses based on occupational and industrial variations were conducted. The findings demonstrate that robot penetration leads to decreased labor income and labor participation share alongside increased wage rates. Heterogeneity analysis reveals that such penetration exacerbates the "polarization effect" between high- and low-tech sectors while narrowing participation rate disparities. Mechanistic analysis indicates that robot penetration affects labor employment through occupational mobility, industrial transformation, and increased employment stability risks. Furthermore, the analysis shows that increased penetration rates widen income inequality, particularly in service sectors.

Compared to previous studies, the contributions of this paper are primarily reflected in: (1) Examining the dynamic evolution of intelligent robots' substitution and creation effects, particularly the structural differentiation characteristics among occupational groups at the micro level. (2) Integrating income and labor participation within a unified framework, focusing on income distribution and labor force participation to accurately assess the comprehensive economic impact of intelligent robot penetration, thereby expanding the dimensionality of impact evaluation at the micro level. (3) Systematically discussing the synergistic mechanisms through which intelligent robot penetration generates both positive and negative impacts on the labor market, thus providing more precise decision-making support for labor market policy formulation in the artificial intelligence era.

This study systematically validates the comprehensive effects of intelligent robot penetration on the labor market, offering a micro-level perspective for understanding emerging challenges in the artificial intelligence era. Accordingly, policy recommendations are proposed to promote the efficient synergy and integrated advancement of artificial intelligence technology development and high-quality full employment. These include achieving the transition from "income polarization" to "opportunity equity" through workforce skills training and structural fiscal and tax policies, and shifting from "passive safety nets" to "proactive empowerment" to smoothly navigate the coexistence of upward labor mobility and increased employment risks.

Keywords artificial intelligence; robot penetration; labor participation share; wage rate; labour income; task bias; polarization effect; common prosperity