

机器人应用、城镇失业与工会的缓解作用

闫周府¹, 康姣姣^{2,3}, 龙 文⁴, 吴方卫^{2,3}

(1. 上海海洋大学 经济管理学院, 上海 201306; 2. 上海财经大学 公共管理学院, 上海 200433;
3. 上海财经大学 城乡发展研究院, 上海 200433; 4. 石河子大学 经济与管理学院, 新疆 石河子 832003)

摘 要:随着人工智能和机器人技术的加速扩散,技术性失业风险将对人类社会构成挑战。文章基于宏观匹配数据,深入考察了机器人应用对城镇失业的影响,并揭示了工会对缓解技术性失业的作用。研究发现:(1)机器人应用可能加剧了城镇失业风险,这种负面冲击在落户门槛更高、市场化水平更高的地区表现更为明显;(2)机器人应用对城镇失业的冲击因劳动力技能、从业单位所有制性质、年龄、性别而异;(3)工会密度和工会代表性有助于缓解技术性失业风险,但其缓解效应存在一定的结构性局限。文章的结论为理解机器人应用背景下劳动力市场调整提供了经验支撑,为通过完善基层工会制度来促进人工智能发展和失业治理提供了决策参考。

关键词:人工智能;机器人;技术性失业;工会;集体协商

中图分类号:F246 **文献标识码:**A **文章编号:**1001-9952(2026)06-0154-15

DOI: 10.16538/j.cnki.jfe.20260420.402

一、引 言

人工智能和机器人技术对劳动力市场产生颠覆性影响,引发了社会各界对技术性失业问题的普遍担忧。世界经济论坛(2023)发布报告指出,到2027年,全球约四分之一的就业岗位将受到人工智能和机器人的影响,机器人应用在催生10.2%的就业岗位的同时,也将导致12.3%的既有岗位消失。这种“创造性破坏”的特点加速了劳动力市场的职业转换,使得劳动力技术性失业风险上升。国家统计局数据显示,2010—2024年,中国整体失业率从2.9%上升至4.2%,^①转型经济对就业的吸纳能力有所弱化,失业风险将变大。那么,机器人应用是否会导致中国劳动力市场的技术性失业问题?已有国内文献聚焦就业市场,分析指出机器人应用对就业存在替代效应或创造效应,对总体就业的影响并不确定,相关研究对理解中国就业市场变化提供了诸多启发。但是机器人应用和失业的关系还未引起学者足够关注,关于失业的专门研究较少。

失业不仅和资源配置相关,也和社会稳定关系密切。忽略对失业的考察有可能导致对劳动力市场变动的认知偏差。有研究基于机器人应用带来的就业替代和就业促进的综合效应来推断

收稿日期:2025-08-14

基金项目:国家自然科学基金项目(72103134, 72373089);教育部人文社会科学研究青年项目资助(21YJC790139);兵团社会科学基金项目(25YB05)

作者简介:闫周府(1988—),男,江苏徐州人,上海海洋大学经济管理学院副教授,硕士生导师;

康姣姣(1991—)(通讯作者),女,四川达州人,上海财经大学公共管理学院、城乡发展研究院副研究员;

龙 文(1989—),男,湖南娄底人,石河子大学经济与管理学院副教授,硕士生导师;

吴方卫(1957—),男,浙江杭州人,上海财经大学公共管理学院、城乡发展研究院教授,博士生导师。

① 数据来源:国家统计局提供了国家层面的经济活动人口、就业人员数据。本文根据失业定义,采用(经济活动人口-就业人员)/经济活动人口的方法计算失业率。

失业状况，但这存在误解的可能性。就业反映了劳动力资源的利用情况，而失业反映了劳动力资源的闲置情况。与就业相比，对失业进行分析能更灵敏地捕捉劳动力市场的供需失衡状况（Sengenberger, 2011）。受劳动力资源动态变化的影响，就业调整和失业变化具有非一致性。Todaro（1976）基于诱导迁移机制，阐述了就业扩张与失业增加并存的矛盾现象，即城市就业机会增长会诱导人口迁入城市，过度的人口流入提高了城市失业风险。机器人应用加速了岗位替代（林欣和李春顶，2023），而技能错配形成的职业转换成本延缓了劳动力向新岗位流动，致使劳动力再配置过程面临结构性失业和摩擦性失业的风险（蔡昉，2025）。因此，关注失业问题具有必要性和紧迫性。本文聚焦城镇失业，深入分析机器人应用对城镇失业的影响，为促进就业和建设民生保障体系提供更具针对性的经验参考。

有效化解失业风险是一个重要问题。工会的集体性有助于完善劳资协商机制以缓冲机器人应用的冲击，潜在的失业风险会诱使工会组织进行积极反应（Leibrecht 等，2023），而通过集体谈判改善雇佣条件是平衡劳动力市场的制度化途径（Addison, 2016; Garnero, 2021）。机器人应用增加了劳动力的不安全感，因裁员和工资争议引发的事件不断增加，这可能导致全球大规模罢工和抗议（Schlogl 和 Sumner, 2018），类似劳动争议案件也可能在中国出现（Giuntella 和 Wang, 2019）。机器人应用引发劳资利益分化，需要工会等组织力量进行有效协商以缓解外部风险冲击。然而，现有关于技术性失业的探讨较少关注中国基层工会对重塑劳资关系的潜在作用。党的二十届四中全会强调，要“完善劳动标准体系和劳动关系协商协调机制，健全灵活就业、新业态形态劳动者权益保障制度”。中国基层工会通过监督企业规范用工、开展职业技能培训、调查处理劳动争议等一系列活动，在规范劳动力市场运行、构建和谐劳动关系方面发挥了实质性作用。面对机器人技术的加速扩散，基层工会又将如何重塑机器人应用与城镇失业的关联？这是个值得关注的问题。

本文使用宏微观匹配数据，深入分析了机器人应用对城镇失业的影响，并揭示了工会在其中发挥的重要作用。研究表明，机器人应用可能加剧了城镇失业风险，这种失业冲击在落户门槛更高、市场化程度更高的地区表现更明显。与此同时，低技能劳动力、非国有单位劳动力、年长劳动力、女性劳动力等重点群体面临更大的技术性失业风险。进一步分析表明，提升工会密度^①和工会代表性有助于缓解技术性失业风险，但缓解作用存在局限性，即工会密度和工会代表性有助于发挥对非国有单位劳动力的失业缓解作用，但对女性劳动力的失业缓解作用较小。这些证据表明工会组织在缓解技术性失业方面具有积极作用，但还需要针对重点人群进一步完善工会代表结构，从而推动工会“稳就业”职能的充分发挥。

本文的边际贡献为：第一，已有国内文献主要从就业需求角度评估机器人应用对劳动力市场的影响，专门讨论失业问题的文献较少。本文聚焦机器人应用对城镇失业的影响，是对已有文献的重要补充。第二，面对技术性失业风险，工会具有“稳就业”的功能，国内已有文献普遍忽略了对工会“稳就业”功能的考察。本文将工会纳入机器人应用与城镇失业关系的分析框架，探讨其学术价值，为观察机器人应用背景下劳动力市场变动提供了新的视角。

二、理论分析与研究假说

（一）机器人应用与城镇失业

机器人扩散如何重塑劳动力市场？这是近期劳动经济学研究的重要话题。已有文献基于技

① 工会密度指工会会员数占职工总数的比例。

能偏向型技术进步理论(Acemoglu 和 Restrepo, 2020)和任务偏向型技术进步理论(Autor 等, 2003), 分析了新技术与劳动力市场调整的关系。技能偏向视角通过将劳动群体划分为技能劳动和非技能劳动, 对比观察机器人对不同技能群体的替代效应或互补效应。任务偏向视角将工作分解为不同的任务, 通过观察技术进步如何改变不同任务的供给和需求来推断劳动力市场走向。相关实证研究遵循这两类代表性分析框架, 从就业替代、岗位创造、任务更迭、人机交互等多重渠道进一步刻画了机器人应用对劳动力市场的总体影响及结构差异(王军和常红, 2021)。其中, 国外文献通常采用就业指标和失业指标综合评估机器人应用对劳动力市场的影响, 而失业指标也是最广泛使用的指标(Sengenberger, 2011); 国内文献主要从就业维度观察二者的关联。总体而言, 学术界关于机器人对劳动力市场影响的研究较少。

机器人应用如何影响城镇失业? 进一步讨论技术进步有助于更准确地理解二者的关系。有研究指出, 劳动力成本日益上升加快了机器人在中国的普及(Fan 等, 2021); 也有研究发现, 在经济高质量转型发展的目标驱动下, 政府将机器人产业作为重点扶持对象, 通过提供补贴推动人工智能加速发展(Cheng 等, 2019)。这意味着中国机器人产业发展既具有缓解劳动力稀缺性的诱致性技术变迁特征, 也具有政策推动下追赶世界技术前沿的强制性技术变迁特征。混合的技术进步模式带来了技术进步与要素禀赋的适配性问题: 一方面, 当前中国劳动力稀缺性不断上升, 但劳动力资源总量充足的特征并未完全改变(任远, 2025)。过早的自动化有可能导致机器人产业发展偏离中国要素禀赋特征, 使得本应在更晚时期才发生的失业冲击提前出现。另一方面, 截至 2024 年, 中国劳动力人口的平均受教育年限为 11.21 年, 劳动力供给状态总体比较充足。^①目前, 机器人技术被大规模引进, 这些引进技术往往存在高技能偏向特征(刘玉海和张默涵, 2017), 不仅降低新技术对本地劳动力市场的适配性, 而且可能减少劳动力对其适应的时间。

从长期来看, 机器人应用也可能成为应对劳动力市场挑战的手段, 即通过就业创造效应平衡失业风险。因此, 应明确技术进步的偏向特征及其对就业需求结构的影响。每一轮技术革命都会带来新的生产方式, 而这些方式会影响劳动力供需匹配。机器人技术具有比以往技术更突出的技能偏向特征(Acemoglu 和 Restrepo, 2020)和任务偏向特征(余玲玲等, 2021)。技能偏向特征重塑了不同技能劳动力的生产比较优势, 任务偏向特征则导致不同领域的职业更迭。技术变革以提高技能门槛的方式加速劳动力需求结构调整, 那些依附于常规性、重复性、程序化工种的劳动力面临较大的替代风险, 即机器人应用在产生新型就业机会的同时, 也淘汰了部分传统岗位与特定技能(Qin 等, 2024)。由于这些新增的就业机会往往集中在高技能劳动力和非常规任务方面, 而高技能人才的相对匮乏使得就业创造效应难以在短时间内充分促进就业(Tang 等, 2021), 从而放大结构性失业风险。

机器人应用重构劳动力市场就业模式的同时, 大规模岗位轮换和职业搜寻可能会变得日益频繁, 这导致劳动力在新旧岗位转换过程中的摩擦性失业风险上升。一方面, 机器人技术的加速迭代使得自动化的应用速度超过了技能更新的速度, 劳动力无法满足岗位需求, 需要进行职业转换和就业匹配(Qin 等, 2024)。劳动力技能供需间的不匹配使得工人在寻找新工作时面临更长的搜寻时间和更高的培训成本, 从而导致职位空缺和长期失业增加(Fiorelli, 2018)。面对技能供给的长期空缺, 企业选择使用机器人代替工人(Tang 等, 2021)。另一方面, 户籍制度带来的劳动力市场分割降低了劳动力的流动性, 按照所有制、行政边界等维度进行分类管理带来的要

① 资料来源:《人口总量降幅收窄, 人口素质持续提升》, 国家统计局网站, https://www.stats.gov.cn/sj/sjjd/202501/t20250117_1958337.html。

素市场分割也一定程度上阻碍了要素的再配置进程(刘志彪和孔令池, 2021)。这些因素带来的市场摩擦延缓了劳动力匹配进程, 进一步放大了劳动力供需之间的缺口, 从而扩大新技术对劳动力市场的影响。综上所述, 本文提出以下假说:

假说 1: 在其他条件不变的情况下, 机器人应用将加剧城镇失业风险。

(二) 工会与技术性失业

本文研究的另一个问题是: 如何在新技术扩散的同时, 维护劳动力市场的动态平衡? 作为重要的劳动力市场组织, 工会通过“集体代言人”身份与雇主进行协商, 从而调整劳动关系。出于维护市场经济秩序与构建和谐劳动关系的目的, 中国工会具有维护职工权益和社会稳定的政策目标。已有研究证实了中国基层工会对就业、工资、社会福利等方面具有积极影响(李明和徐建炜, 2014; 纪雯雯和赖德胜, 2019; 崔亚东等, 2022)。根据集体代言机制, 以工会密度表示的工会力量是影响失业结果的重要因素之一(Haapanala 等, 2023)。有学者研究发现, 随着工会密度提升, 集体谈判系统将获得更强的讨价还价能力, 这有助于为员工争取良好的工作条件(Doellgast 等, 2018)。当技术进步冲击劳动力市场时, 工会组织通过与企业协商, 让员工参与并了解企业的决策过程, 减轻员工对新技术引进的抵触心理(西尔弗, 2016), 确定技术引进的规模、类型及其步骤(魏下海等, 2023)或者围绕技术特点为员工提供必要的技能培训, 从而缓解新技术对劳动力市场的影响(Parker, 2022)。

然而, 工会密度在发挥作用的同时, 也面临两重因素制约。一是工会的特征。面对自动化冲击, 工会会员在与企业谈判时, 可能以牺牲非会员职工的利益为代价来获取有利的就业条件(Carver 和 Doellgast, 2021), 导致非会员职工的就业状况恶化(李明和徐建炜, 2014)。随着工会密度提升, 工会力量增强, 工会在谈判中的强势态度可能导致企业作出更多消极反应, 如以非标准劳动合同雇佣员工或者引进更多自动化设备替代劳动力, 从而增加失业风险(Haapanala 等, 2023)。二是工会的角色定位和自主性。有研究发现, 基层工会在为职工利益代言的同时, 也承担着贯彻国家政策、协助企业管理的多重职能。多元角色导致基层工会没有完全脱离地方行政主导(胡翔, 2018)。当企业发展目标和职工权益发生偏离时, 工会可能临时充当劳资双方的“调停者”, 导致集体协商形式化, 弱化了工会为集体代言的功能(闻效仪, 2017)。工会运行效率与预期还存在差距, 可能阻碍工会维护职能的充分发挥(常凯, 2013)。以上分析体现了工会密度对技术性失业的双重影响。

集体谈判代表性是工会运行的另一个重要特征, 工会对技术性失业后果的影响还取决于工会的代表结构。优化工会代表结构是促使集体谈判的成果能更广泛惠及员工的保障, 比如, 通过性别配额来优化工会成员结构可以弱化工会的垄断特征, 促进劳动力市场平等(Rego 和 Espírito-Santo, 2023)。一个具有代表性的集体谈判系统意味着不同员工的发展诉求均能通过工会组织得到表达和协商(Addison, 2016)。在市场诱导和政策推动下, 中国基层工会的代表性逐步提升, 增强了工会独立性和会员身份认同(闻效仪, 2017)。工会代表结构优化推动工会角色逐渐从企业利益协同转向职工权益维护, 工会因此从一个名义上的组织转变为能够实质性影响公司治理的关键力量(靳卫东和崔亚东, 2019)。面对新技术革命, 具有广泛代表性的工会组织通过创新谈判方式、组织相应技能培训等方式来引导员工适应新技术(Lucio 等, 2021)。Leibrecht 等(2023)基于 OECD 和 EU 国家的研究表明, 在工会代表性较低的地区, 自动化对失业的影响更为突出, 而在工会代表性高的地区, 自动化对失业的冲击较小。随着工会代表性水平的提升, 接触机器人的工人留在原岗位的概率明显增加(Dauth 等, 2021)。因此, 提升工会的代表性对于缓解机器人应用对失业的冲击具有积极作用。

基于以上分析,本文提出以下假说:

假说 2: 工会代表性的提升会减弱机器人应用对城镇失业的正向冲击。

三、实证研究设计

(一) 计量模型与变量说明

为检验机器人应用对城镇失业的影响,本文构建如下计量模型:

$$unemp_{i,t} = \alpha_0 + \alpha_1 \ln robdens_{i,t} + \sum \gamma control_{i,t} + \mu_i + \mu_t + \mu_i \times \mu_t \quad (1)$$

其中, $unemp_{i,t}$ 为城市 i 在第 t 年的城镇失业率; $\ln robdens_{i,t}$ 为城市 i 在第 t 年机器人密度的对数,反映机器人应用规模; $control_{i,t}$ 为控制变量矩阵; μ_i 、 μ_t 分别表示城市和年份固定效应; $\mu_i \times \mu_t$ 为城市和年份的交叉固定效应,控制地区层面随时间变化的宏观因素的影响。

被解释变量采用城镇登记失业率进行度量。当前中国失业统计制度包括城镇登记失业制度和城镇调查失业制度,城镇登记失业范围主要包括城镇失业者,城镇调查失业范围覆盖城镇和乡村的失业者,由于中国国家统计局从 2018 年 4 月开始发布城镇调查失业数据,数据较少,考虑到本文主要关注城镇失业,城镇登记失业数据能够反映城镇失业趋势(邹薇和胡翊, 2003),可以满足研究需要,故本文主要采用城镇登记失业数据进行研究。为进一步讨论机器人应用对城镇失业的影响,本文借助 CLDS 数据中的劳动者个体失业情况进行讨论。

关键解释变量为机器人密度,本文参考 Acemoglu 和 Restrepo(2020)的研究方法,基于 Bartik 工具变量的思路,构造中国地级市层面机器人密度指标。首先,对 IFR 数据与中国第二次经济普查数据的行业分类进行匹配,从而得到全国历年各行业机器人存量数据;其次,基于全国各行业的就业人数和机器人存量,计算全国各行业机器人密度指标;最后,本文以 2008 年为基准年份计算每个城市各行业机器人密度的权重,从而计算历年各城市的机器人密度。计算公式如下:

$$robdens_{i,t} = \sum_k \frac{emp_{k,i,t=2008}}{emp_{i,t=2008}} \times \frac{robot_{k,t}}{emp_{k,t=2008}} \quad (2)$$

其中,下标 i 、 k 、 t 分别表示城市、行业和年份; $robot_{k,t}$ 表示全国行业 k 第 t 年的机器人存量; $emp_{k,t=2008}$ 表示行业 k 在 2008 年的就业人数; $robot_{k,t}/emp_{k,t=2008}$ 表示全国行业 k 第 t 年的机器人密度; $emp_{k,i,t=2008}$ 表示 2008 年城市 i 行业 k 的就业人数; $emp_{k,i,t=2008}/emp_{i,t=2008}$ 表示 2008 年城市 i 行业 k 就业人数占总就业人数的比重,以此为权重对城市 i 各行业机器人密度进行加权求和,从而得到 2008—2022 年各城市的机器人密度,单位是台/万人。

结合已有研究,本文的控制变量包括产业结构升级($struct$)、城镇化率($urban$)、地方财政自给率($fiscal$)、引进外资规模(fdi)、交通运输规模($traffic$)、GDP 增长率($gdpr$)、平均工资(wag)和规模以上企业(tes)。其中,产业结构升级以第三产业增加值与第二产业增加值之比衡量;城镇化率用城镇常住人口占比衡量;^①地方政府财政自给率采用地方政府财政支出与财政收入之比衡量;引进外资规模采用外商直接投资额与地区生产总值之比衡量;交通运输规模用公路客运量衡量;平均工资用城镇非私营单位在岗职工平均工资衡量。具体的变量描述性统计结果如表 1 所示。

① 本文根据第五次、第六次和第七次人口普查数据分别测算 2000 年、2010 年和 2020 年各城市城镇化率,然后参考雷潇雨和龚六堂(2014)的研究,假设 2000—2010 年和 2010—2020 年各城市城镇化率每年以固定数值增长,其值为 $(urban_{i,t=2010} - urban_{i,t=2000})/10$ 和 $(urban_{i,t=2020} - urban_{i,t=2010})/10$,据此推算 2008—2022 年城市层面城镇化率。

表 1 主要变量的描述性统计结果

变量	平均值	标准差	最小值	最大值
<i>unemp</i>	3.083	0.760	1.560	4.390
<i>lnrobdens</i>	2.668	1.261	0.493	4.813
<i>struct</i>	1.022	0.500	0.385	2.562
<i>urban</i>	0.551	0.148	0.296	0.882
<i>fiscal</i>	2.976	1.751	1.103	8.231
<i>fdi</i>	1.531	1.531	0	5.622
<i>traffic</i>	8.111	1.143	5.434	10.320
<i>gdpr</i>	8.682	4.078	0.500	16.400
<i>wag</i>	9.826	3.205	0.001	11.567
<i>tes</i>	6.507	1.181	3.526	8.702

(二)数据来源

地区层面数据主要来源于 IFR 数据库、Wind 数据库、中经专网数据库、中国经济普查数据库、中国人口普查和抽样调查数据库、2009—2023 年《中国城市统计年鉴》以及相关政府网站。微观层面数据来自 2016 年、2018 年的中国劳动力动态调查(China Labor-force Dynamics Survey, CLDS)数据,并综合匹配宏微观数据进行实证检验。

四、机器人应用对城镇失业的影响

(一)基准回归

表 2 报告了机器人密度影响城镇失业的估计结果。列(1)的回归结果显示,机器人密度的回归系数在 1% 的水平下显著为正。为尽可能克服遗漏变量的影响,表 2 列(2)至列(7)逐步引入控制变量。结果显示,机器人密度的估计系数均通过了显著性检验,表明回归结果是稳健的。综合来看,机器人应用加剧了城镇失业风险。一方面,中国机器人产业快速发展,但机器人核心元器件更多依赖进口,通过大量进口和技术模仿容易降低机器人与本地劳动力市场的适配性,从而增加失业风险;另一方面,技能结构调整通常滞后于技术变革速度,技能结构偏差增加了技术性失业风险。机器人应用引发的就业挑战需要较长时间才能建立起新的供需平衡(Wang 等, 2025)。当前劳动力市场依然存在区域分割和部门分割问题,不同人群进入劳动力市场的渠道存在明显差异,这会阻碍劳动力跨地区、跨部门流动,从而延缓劳动力供需匹配进程,增加失业风险。综上所述,机器人应用加剧了城镇失业风险,验证了假说 1。

表 2 机器人应用与城镇失业

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
<i>lnrobdens</i>	0.143*** (0.053)	0.155*** (0.055)	0.163*** (0.059)	0.160*** (0.059)	0.160*** (0.059)	0.146** (0.059)	0.144** (0.059)
<i>struct</i>		0.176*** (0.038)	0.186*** (0.039)	0.177*** (0.040)	0.175*** (0.040)	0.177*** (0.040)	0.174*** (0.042)
<i>urban</i>			0.458** (0.200)	0.470** (0.200)	0.466** (0.200)	0.571*** (0.200)	0.566*** (0.200)
<i>fiscal</i>				0.022 (0.015)	0.022 (0.015)	0.026* (0.015)	0.025 (0.015)
<i>fdi</i>					0.009 (0.011)	0.005 (0.011)	0.005 (0.011)

续表 2 机器人应用与城镇失业

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
<i>traffic</i>						-0.014 (0.018)	-0.014 (0.018)
<i>gdpr</i>						-0.003 (0.004)	-0.003 (0.004)
<i>wag</i>							-0.006 (0.010)
<i>tes</i>							-0.016 (0.041)
固定效应	城市、时间	城市、时间	城市、时间	城市、时间	城市、时间	城市、时间	城市、时间
交互固定效应	城市×时间	城市×时间	城市×时间	城市×时间	城市×时间	城市×时间	城市×时间
<i>Cons</i>	2.709*** (0.141)	2.517*** (0.149)	2.235*** (0.191)	2.182*** (0.194)	2.173*** (0.194)	2.292*** (0.247)	2.474*** (0.394)
样本量	3871	3593	3521	3521	3521	3447	3447
<i>R</i> ²	0.818	0.814	0.814	0.814	0.814	0.819	0.819

注：***、**和*分别表示在1%、5%和10%水平下显著，括号内为回归标准误。下表同。

（二）内生性问题处理

为克服潜在的反向因果对研究结论的影响，本文采用面板工具变量法(IV-FE)进行两阶段最小二乘(TSLS)回归。本文借鉴王永钦和董雯(2020)的研究方法，用美国机器人数据构造中国城市层面机器人密度的工具变量。本文还借鉴 Zhang 等(2025)的方法，采用美国、日本、德国、瑞典和韩国五个国家的机器人数据构造另一个工具变量。上述各国的机器人行业发展能够反映该行业的技术前沿，中国从上述国家进口了较高比例的机器人，中国与上述各国的机器人行业发展趋势接近，满足工具变量的相关性条件。这些进口的机器人不会直接影响中国劳动力市场，同时中国劳动力市场的供需变化也不会对外国机器人产业发展产生直接影响，满足工具变量的外生性条件。因此，本文构造城市机器人密度的工具变量有助于缓解模型的内生性问题。用美国机器人数据构造的工具变量计算公式如下：

$$robdens_{IVc,t} = \sum_u \left(\sum_i \frac{emp_{i,c,2010}}{emp_{i,2010}} \times \frac{robots_{imu,i,t}}{emp_{i,2010}} \right) \quad (3)$$

其中，*u*表示国家；*robdens*_{IVc,t}表示*t*年*u*国对*c*城市的机器人渗透率，即城市机器人密度的第一个工具变量；*robots*_{imu,i,t}表示进口来源国*u*在*i*行业*t*年的机器人存量。

为了突出机器人行业发展的共性趋势，在使用公式(3)分别计算上述五国对中国各城市的机器人渗透率之后，通过求这五个国家机器人渗透率的平均值得到本文所需的另一个工具变量。本文根据 Stock 和 Yogo(2005)关于临界值合理性的设定，使用美国机器人和五国机器人构造的工具变量进行实证分析，从表 3 可以发现，两组回归的 *F* 值均显著大于 16.38，可以确保工具变量的有效性。

表 3 列(1)显示，采用美国机器人数据构造工具变量进行 TSLS 回归，机器人密度的系数显著为正。表 3 列(2)显示，采用五个进口来源国机器人数据构造工具变量，回归系数依然显著为正。以上两组工具变量较好地解决了潜在的内生性问题，说明无论采取何种工具变量进行估计，都表明机器人应用会加剧城镇失业风险，所以本文的研究结论是稳健的。

表 3 内生性处理

变量	(1)	(2)
$\ln robdens_us$ (美国数据)	0.340*** (0.115)	
$\ln robdens_av$ (五国平均值)		0.350** (0.156)
控制变量和固定效应	控制	控制
样本量	3 447	3 447
<i>Anderson canon. corr. LM</i>	900.357***	494.600***
<i>F</i>	1013.972	480.461

(三)稳健性检验

第一，更换被解释变量。本文采用城镇失业增长率($\ln unempgr$)取对数后代替城镇失业率进行稳健性检验，估计结果见表 4 列(1)。考虑到机器人投入使用存在一定的滞后效应，本文将核心解释变量滞后 1 期，估计结果见表 4 列(2)。可以发现，滞后项的回归系数依然显著为正，表明研究结论是稳健的。

表 4 稳健性检验

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
$\ln robdens$	0.035** (0.015)		0.146** (0.059)	0.101* (0.057)	0.017** (0.007)
$\ln robdens_{-1}$		0.125** (0.060)			
城市层面控制变量	控制	控制	控制	控制	控制
个体层面控制变量					控制
固定效应	城市、时间	城市、时间	城市、时间	城市、时间	城市、时间
交互固定效应	城市×时间	城市×时间	城市×时间	城市×时间	城市×时间
<i>Cons</i>	1.251*** (0.102)	2.552*** (0.417)	2.472*** (0.395)	2.860*** (0.419)	0.412 (0.375)
样本量	3 447	3 177	3 421	2 705	20 223
R^2	0.815	0.821	0.817	0.862	0.120

第二，剔除超大城市影响。由于北京、上海、广州、深圳超大城市经济发展较快，其与其他地区的劳动力市场存在较大差异，进而导致机器人应用对失业影响存在偏误，本文在表 4 列(3)剔除这四个超大城市再次进行检验，回归结果依然是稳健的。

第三，剔除公共卫生事件的影响。受公共卫生事件影响，劳动力市场会出现短暂的波动。考虑到突发事件对劳动力市场造成的冲击可能带来一定估计偏误，为此剔除 2020 年之后的数据再次进行检验，表 4 列(4)的回归结果依然是稳健的。

第四，更换样本。本文选用 CLDS 数据重新检验机器人应用对城镇失业的影响。根据 CLDS 数据将失业状况设置为二元变量，若失业则赋值为 1，否则赋值为 0。在原有控制变量的基础上，引入年龄、学历、性别、健康状况、参加过技术培训情况、失业保险情况、家庭抚养比等个体层面的控制变量。通过更换样本和被解释变量的策略重新进行回归，表 4 列(5)的回归结果依然是稳健的。

(四) 异质性分析^①

1. 要素市场化差异

机器人应用对城镇失业的冲击受要素市场化水平的影响,特别是户籍制度导致的劳动力市场分割与地区市场化水平差异对技术性失业有较大影响。本文从户籍制度约束与市场化发育程度两个视角考察机器人应用对城镇失业的影响。

户籍制度约束降低了劳动力资源空间配置的灵活性。面对机器人技术冲击,户籍制度约束削弱了流动人口的议价能力,加剧了流动人口失业风险。人口流动不畅导致需求不足,抑制集聚经济效益的发挥,进而降低本地就业需求规模。为验证上述分析,本文借鉴张吉鹏和卢冲(2019)的做法,用城市落户门槛指数衡量户籍制度约束程度,若落户门槛越高,则户籍制度对人口流动的约束越大。根据城市落户门槛指数中位数将样本划分成落户门槛较高和落户门槛较低两个子样本,并进行分组回归。根据回归结果,在落户门槛较高的地区,机器人密度的回归系数在 10% 的水平下显著为正;在落户门槛较低的地区,机器人密度的回归系数为正但不显著,说明在户籍制度约束程度较高地区,机器人应用对城镇失业的正向冲击更明显,户籍制度约束强化了机器人应用对劳动力市场的不利影响。

机器人应用对劳动力市场的影响也取决于市场化转型对就业的再分配效应。市场化转型为提高人岗匹配创造了有利环境,但市场化转型也加剧了劳动力市场竞争,因此劳动力市场的公平竞争秩序是优化资源配置效率的前提。此外,市场化转型也会加剧企业之间的竞争,使得经营不善、生产效率低下的企业破产和退出,从而引发失业风险。为检验市场化转型的再配置效应,本文根据 2008 年各城市所在省份的市场化指数^②的中位数将样本划分成市场化程度较高地区和市场化程度较低地区,并进行分组回归。根据回归分析结果,在市场化程度较高的地区,机器人密度的回归系数在 1% 的水平下显著为正;在市场化程度较低的地区,机器人密度的回归系数为正但不显著。这意味着市场化程度的提高强化了机器人应用对城镇失业的正向冲击。随着机器人技术迅速发展,劳动力供求关系发生了显著变化,这不仅提高了机器人和劳动力之间的竞争,也加剧了劳动力市场主体之间的竞争。实现更高质量的充分就业应完善就业促进机制以减少就业不稳定因素。

2. 劳动力个体差异

本文利用 CLDS 数据,分别从劳动力技能水平、就业单位的所有制性质、年龄结构、性别的视角展开分析。

第一,从劳动力技能结构进行分析。已有研究显示,在机器人技术迅速发展的背景下,低技能劳动力受到的冲击更强烈。从企业角度讲,劳动力成本上涨的压力和提升生产率的动机会激励企业以机器人替代劳动力。在经济理性的驱使下,企业会选择少雇佣或解雇生产效率相对低的低技能劳动力。本文参考梁文泉和陆铭(2015)的做法对劳动力进行技能分组。根据回归分析结果,在高技能分组中,机器人密度的回归结果为正但不显著;在低技能分组中,机器人密度的回归系数在 1% 的水平下显著为正,说明机器人应用对低技能劳动力的负向冲击更大。

第二,从就业单位的所有制结构进行分析。与国有企业相比,非国有企业通常具有生产规模较小、市场竞争意识较强的特点,这使得非国有企业更倾向于采取灵活用工制度。面对机器人技术发展,非国有企业可能采取引入更多机器人的策略参与市场竞争。一旦经营面临困境,

^① 限于篇幅,省略图表分析结果,留存备索。

^② 数据来源:《中国市场化指数数据库》, <https://cmi.ssap.com.cn/>。

成本控制的压力将迫使企业调整人员结构，采取缩减用工规模的策略。根据回归分析结果，与国有单位相比，机器人应用对非国有单位就业人员造成更强烈的失业冲击。

第三，从年龄结构进行分析。年长劳动力具备丰富的实践经验和扎实的专业技能，但受知识结构相对固化的影响，年长劳动力技能更新速度往往滞后于年轻劳动力。随着新技术加速扩散以及岗位更迭，企业在招聘过程中更看重劳动力的反应速度和学习能力，这对年长劳动力形成一定“挤出效应”。此外，企业在进行劳动力筛选时，往往设置年龄限制条件。参考陈晓宇等（2026）的研究，本文以 35 岁为分界线将劳动力划分为年长劳动力和年轻劳动力两类群体进行回归。根据回归分析结果，相比年轻劳动力群体，机器人应用对年长劳动力群体的失业冲击更大。

第四，从性别结构进行分析。与男性劳动力相比，女性劳动力行业分布较为集中，这增加了就业不稳定的概率。女性劳动力主要集中在工序标准化、重复性高的行业，而这些行业通常是机器人技术渗透率较高、替代成本较低的领域。此外，女性劳动力在沟通认知上具有比较优势，但所从事内容多为常规认知型劳动。面对机器人技术和非常规任务，女性劳动力可能面临更大的失业冲击。本文按照性别分组重新进行回归。根据回归分析结果，与男性相比，女性面临的技术性失业冲击更大。

五、工会的作用

通过工会平衡机器人应用与劳动力市场的关系对于缓解城镇失业风险非常重要。为揭示工会对技术性失业的影响，本文选取工会密度和工会代表性两个指标考察工会的作用。

（一）工会密度与技术性失业

CLDS 数据库针对受访雇员是否加入工会组织及其参加工会活动的相关情况进行了较为系统的调查和统计，本文余下部分所使用的工会数据均来自该项调查 2016 年、2018 年的统计资料。为检验工会密度是否有助于缓解机器人应用对城镇失业的冲击，本文在模型（1）的基础上构建如下计量模型：

$$\begin{aligned} unemp_{i,t} = & \alpha_0 + \alpha_1 \ln robdens_{i,t} + \alpha_2 union_{i,t} + \alpha_3 \ln robdens_{i,t} \times union_{i,t} \\ & + \sum \gamma control_{i,t} + \mu_i + \mu_t + \mu_j + \mu_i \times \mu_t \end{aligned} \quad (4)$$

其中， $unemp_{i,t}$ 为衡量失业状况的二元变量，由于 CLDS 数据与城市失业数据进行匹配会导致样本量减少，本文根据 CLDS 数据将失业状况设置为二元变量，失业赋值为 1，其他赋值为 0； $\ln robdens_{i,t}$ 为城市 i 在第 t 年的机器人密度的对数，反映机器人应用规模； $union_{i,t}$ 为城市 i 在第 t 年的工会密度，本文参考魏下海等（2023）的方法，以工会会员占有所有雇员的比重衡量工会密度；为观察基层工会的实际运行效果，本文采用雇员中实际参加工会活动的人员数量衡量工会密度； $\ln robdens_{i,t} \times union_{i,t}$ 为机器人密度与工会密度的交互项； $control_{i,t}$ 为控制变量矩阵，除了包含模型（1）中城市层面控制变量外，同时引入年龄、性别、受教育水平、健康状况、是否参加过技能培训、失业保险、家庭抚养比个体层面控制变量； μ_i 、 μ_j 、 μ_t 分别表示城市、个体和年份固定效应； $\mu_i \times \mu_t$ 为城市和年份的交叉固定效应，控制地区层面随时间变化的宏观因素的影响。

表 5 列（1）考察了工会密度对技术性失业的影响，交互项 $\ln robdens_{i,t} \times union_{i,t}$ 的回归系数为负但不显著，这在一定程度上说明提升工会密度对技术性失业具有微弱的缓解效果，中国基层工会逐步发挥“稳就业”的功能。集体协商制度的发展使得劳动者与企业的关系向平衡对等的方向转型（闻效仪，2017）。这提升了工会独立性，赋予工会更高的市场化运行水平，促进工会“稳就业”功能的发挥。

表 5 机器人应用、工会密度与城镇失业

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
<i>lnrobdens</i>	0.023** (0.009)	0.030* (0.016)	0.037*** (0.010)	0.029*** (0.010)	0.030** (0.013)
<i>union</i>	0.044* (0.023)	-0.032 (0.042)	0.063** (0.025)	0.071*** (0.026)	0.057* (0.034)
<i>lnrobdens</i> × <i>union</i>	-0.011 (0.007)	0.014 (0.013)	-0.015** (0.007)	-0.016** (0.008)	-0.013 (0.010)
控制变量和固定效应	控制	控制	控制	控制	控制
<i>Cons</i>	0.285 (0.378)	0.721 (0.707)	0.125 (0.415)	-0.475 (0.425)	-0.971* (0.563)
样本量	20223	6682	18168	15072	10995
<i>R</i> ²	0.121	0.103	0.114	0.141	0.089

表 5 列(3)的交互项系数显著为负,表明提升工会密度有助于缓解非国有单位员工的失业风险;列(4)的交互项系数同样显著为负,说明提升工会密度有助于缓解年长劳动力的失业风险;列(2)、列(5)的交互项系数不显著,说明提升工会密度对缓解低技能劳动力和女性失业的效果较弱。随着机器人应用的推广,大量女性和低技能劳动力被转移至灵活就业的岗位,而在这些岗位上,工会覆盖率相对较低,这制约了工会作用的发挥。

(二)工会代表性与技术性失业

工会代表性的提升有助于集体协商的成果惠及更广泛的职工群体。中国工会组织逐渐由扩大会员规模向提升会员代表性的方向转变,工会成员趋于多元化,代表结构不断优化。为考察工会代表性对技术性失业的影响,本文参考 Rego 和 Espírito-Santo(2023)提出的以性别配额优化工会代表结构的观点,分别计算工会会员中低技能劳动力的比重(*edu*)、非国有单位劳动力的比重(*nonstate*)、年长劳动力的比重(*old*)、女性劳动力的比重(*woman*)来衡量工会的代表性,并取上述四个指标值之和来反映工会代表结构(*coord*)。该指标值越大,说明工会代表性水平越高。

本文为揭示工会代表性与技术性失业的关系,在模型(4)的基础上用机器人密度与工会代表性交互项($\ln robdens_{it} \times coord_{it}$)替换机器人密度与工会密度的交互项($\ln robdens_{it} \times union_{it}$),其余控制变量与模型(4)一致,具体公式如下所示:

$$unemp_{i,jt} = \alpha_0 + \alpha_1 \ln robdens_{it} + \alpha_2 coord_{it} + \alpha_3 \ln robdens_{it} \times coord_{it} + \sum \gamma control_{it} + \mu_i + \mu_j + \mu_t + \mu_i \times \mu_t \quad (5)$$

回归结果如表 6 所示,列(1)的交互项系数在 1% 的水平下显著为负,说明提升工会代表性显著削弱了机器人应用对城镇失业的正向冲击。优化工会代表结构可以形成广泛的职工联盟,增强员工对工会组织的信任,强化集体谈判过程的向心力和凝聚力,从而更好地发挥工会职能。此外,工会代表性的提升也可以强化会员监督,发挥会员代表作用,从而缓解失业风险。综上所述,提升工会代表性有助于缓解技术性失业风险,验证了假说 2。此外,在集体谈判过程中,不同劳动力群体往往具有不同的利益偏好和诉求。例如,高技能劳动力可能要求工资增长,而低技能劳动力更关心工作稳定性(Parker, 2022),不同的偏好和诉求带来不同的谈判议题,并对集体谈判产生不同影响。

表 6 机器人应用、工会代表性与城镇失业

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
<i>lnrobdens</i>	0.025*** (0.008)	0.044*** (0.014)	0.038*** (0.009)	0.017* (0.010)	0.025** (0.012)
<i>coord</i>	0.368*** (0.138)				
<i>lnrobdens</i> × <i>coord</i>	-0.114*** (0.040)				
<i>edu</i>		0.139 (0.088)			
<i>lnrobdens</i> × <i>edu</i>		-0.049* (0.026)			
<i>nonstate</i>			0.123** (0.051)		
<i>lnrobdens</i> × <i>nonstate</i>			-0.039*** (0.015)		
<i>old</i>				0.052 (0.034)	
<i>lnrobdens</i> × <i>old</i>				-0.004 (0.010)	
<i>woman</i>					-0.006 (0.049)
<i>lnrobdens</i> × <i>woman</i>					-0.003 (0.015)
控制变量和固定效应	控制	控制	控制	控制	控制
<i>Cons</i>	0.480 (0.407)	0.919 (0.705)	0.329 (0.414)	-0.465 (0.425)	-0.768 (0.561)
样本量	18 780	6 682	18 168	15 072	10 995
<i>R</i> ²	0.117	0.103	0.113	0.142	0.089

表 6 列(2)的交互项系数显著为负,说明提升低技能劳动力在工会会员中的比重有助于缓解低技能劳动力的技术性失业风险。如果工会吸纳更多的低技能劳动力,那么低技能劳动力在企业的雇佣谈判中将更受益。列(3)的交互项系数显著为负,说明提升非国有单位劳动力在工会会员中的占比有助于缓解该类人群的技术性失业风险。随着机器人技术的推广,非国有企业通常面临更大的成本压力,一旦企业陷入经营困境,削减成本的压力会迫使企业降低雇佣规模。通过提升非国有单位劳动力的工会成员比重来增加集体谈判的力量,这能够限制企业解雇员工的随意性,也有助于推动员工与企业在企业发展目标和员工利益诉求方面达成共识。

表 6 列(4)的交互项系数为负但不显著,说明提高年长劳动力在工会组成中的比例对缓解其技术性失业的作用有限。可能的原因在于:工会可以为年长劳动力提供培训机会,但年长劳动力短期内难以彻底改变其技能。列(5)的交互项系数为负但不显著,说明提高女性劳动力在工会组成中的比例也没有发挥预期作用。这可能和成本效应有关,即当女性代表比例提升时,往往会增加产假、特殊劳动保护等权益,这虽然改善了女性职工的福利,但也客观上增加了企业雇佣女性劳动力的隐性成本。在利润最大化目标驱使下,企业可能选择裁员或减少雇佣女性劳动力,进而加剧女性失业风险。

六、结论与对策建议

随着机器人技术的推广,国内学者主要考察了技术进步导致的就业需求变化,专门讨论失业的研究较少。本文考察了机器人应用对城镇失业的影响,探讨了工会在其中发挥的作用。研究发现,机器人应用可能加剧了城镇失业风险,经过一系列稳健性检验后,结论依然稳健。机器人应用对社会弱势群体的冲击更加强烈,在低技能劳动力、非国有企业、年长劳动力与女性等重点群体中,技术性失业风险更大。工会建设在应对技术冲击中发挥了积极作用,提升工会密度与工会代表性有助于缓解非国有部门劳动力的失业压力。这表明工会具有“稳就业”的积极作用。

根据结论,本文提出以下政策启示:一方面,为有效缓解机器人应用给劳动力市场带来的失业冲击,应提升机器人技术与劳动力技能结构的适配性。中国机器人产业尚处在发展的初期阶段,高端技术供给主要依赖进口,在技术引进和传播的过程中,应提升本土机器人技术创新。对于短期难以实现转岗就业的劳动力群体,应通过扩大失业保险覆盖面等方式来缓解技术性失业风险。另一方面,为了实现“稳就业”目标,基层工会可以发挥更大作用。引导低技能劳动力、非国有单位员工、年长劳动力、女性劳动力等群体加入工会组织,优化工会代表的构成,深化劳动力与企业协商机制以更有效地缓解技术性失业风险。考虑到年长劳动力学习能力、适应能力相对较弱,可以利用工会力量开设更具针对性的培训课程,丰富年长劳动者的知识结构,提高适应能力,为工会“稳就业”功能的充分发挥营造良好的环境。针对女性劳动力而言,在积极引导女性职工入会的同时,也应完善劳动力与企业协商的制度,从而更好地发挥工会作用。

总体而言,转型发展中的工会组织对于适应人工智能发展与构建和谐劳动关系具有积极意义。提升工会代表性是深化工会改革和建设、健全制度化协商平台的重要途径。此外,机器人应用对劳动力市场影响差异也可能和不同国家集体谈判制度设置的多样性有关,将集体谈判纳入机器人应用和失业的分析框架可能为现有研究增加新的视角,这也是未来的研究拓展方向。

主要参考文献:

- [1]蔡昉. 中国人口老龄化与结构性就业矛盾转换[J]. 经济研究, 2025, (6): 5-18.
- [2]常凯. 劳动关系的集体化转型与政府劳工政策的完善[J]. 中国社会科学, 2013, (6): 91-108.
- [3]陈晓宇, 侯京娅, 廖理, 等. 年龄歧视、人力资本和企业生产效率——基于线上千万级职位描述的数据[J]. 财经研究, 2026, (1): 153-168.
- [4]崔亚东, 徐苏, 蒋耀辉. 工会与农民工居留意愿: 兼析工会的双重职能悖论[J]. 财经研究, 2022, (10): 123-137.
- [5]胡翔. 扬弃与超越: 集体协商到集体谈判的制度进阶[J]. 财经法学, 2018, (2): 31-49.
- [6]纪雯雯, 赖德胜. 工会能够维护流动人口劳动权益吗?[J]. 管理世界, 2019, (2): 88-101.
- [7]靳卫东, 崔亚东. 中国工会的职能转变: 从企业利益协同到职工权益维护[J]. 经济学动态, 2019, (2): 63-77.
- [8]雷潇雨, 龚六堂. 城镇化对于居民消费率的影响: 理论模型与实证分析[J]. 经济研究, 2014, (6): 44-57.
- [9]李明, 徐建炜. 谁从中国工会会员身份中获益?[J]. 经济研究, 2014, (5): 49-62.
- [10]梁文泉, 陆铭. 城市人力资本的分化: 探索不同技能劳动者的互补和空间集聚[J]. 经济社会体制比较, 2015, (3): 185-197.
- [11]林欣, 李春顶. 国内外工业机器人应用对制造业就业的影响分析[J]. 财经研究, 2023, (7): 19-33.
- [12]刘玉海, 张默涵. 贸易技术含量、偏向型技术进步与中国就业结构[J]. 国际贸易问题, 2017, (7): 74-84.
- [13]刘志彪, 孔令池. 从分割走向整合: 推进国内统一大市场建设的阻力与对策[J]. 中国工业经济, 2021, (8): 20-36.
- [14]任远. 中国人口中长期变动与新人口红利[J]. 南京社会科学, 2025, (7): 58-64.

- [15]王军, 常红. 人工智能对劳动力市场影响研究进展[J]. 经济学动态, 2021, (8): 146–160.
- [16]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, (10): 159–175.
- [17]魏下海, 戴天仕, 杨广亮, 等. 企业工会与偏向型技术选择[J]. 经济学(季刊), 2023, (5): 1741–1757.
- [18]闻效仪. 从“国家主导”到多元推动——集体协商的新趋势及其类型学[J]. 社会学研究, 2017, (2): 28–50.
- [19]余玲铮, 魏下海, 孙中伟, 等. 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, (1): 47–59.
- [20]张吉鹏, 卢冲. 户籍制度改革与城市落户门槛的量化分析[J]. 经济学(季刊), 2019, (4): 1509–1530.
- [21]邹薇, 胡翊. 中国经济对奥肯定律的偏离与失业问题研究[J]. 世界经济, 2003, (6): 40–47.
- [22]Acemoglu D, Restrepo P. Robots and jobs: Evidence from US labor markets[J]. *Journal of Political Economy*, 2020, 128(6): 2188–2244.
- [23]Addison J T. Collective bargaining systems and macroeconomic and microeconomic flexibility: The quest for appropriate institutional forms in advanced economies[J]. *IZA Journal of Labor Policy*, 2016, 5(1): 19.
- [24]Autor D H, Levy F, Murnane R J. The skill content of recent technological change: An empirical exploration[J]. *The Quarterly Journal of Economics*, 2003, 118(4): 1279–1333.
- [25]Carver L, Doellgast V. Dualism or solidarity? Conditions for union success in regulating precarious work[J]. *European Journal of Industrial Relations*, 2021, 27(4): 367–385.
- [26]Cheng H, Jia R X, Li D D, et al. The rise of robots in China[J]. *Journal of Economic Perspectives*, 2019, 33(2): 71–88.
- [27]Dauth W, Findeisen S, Suedekum J, et al. The adjustment of labor markets to robots[J]. *Journal of the European Economic Association*, 2021, 19(6): 3104–3153.
- [28]Doellgast V, Lillie N, Pulignano V. Reconstructing solidarity: Labour unions, precarious work, and the politics of institutional change in Europe. Oxford: Oxford University Press, 2018.
- [29]Fan H C, Hu Y C, Tang L X. Labor costs and the adoption of robots in China[J]. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 2021, 186: 608–631.
- [30]Fiorelli F. Technological unemployment as frictional unemployment: From Luddite to routine-biased technological change[J]. *Kybernetes*, 2018, 47(2): 333–342.
- [31]Garnero A. The impact of collective bargaining on employment and wage inequality: Evidence from a new taxonomy of bargaining systems[J]. *European Journal of Industrial Relations*, 2021, 27(2): 185–202.
- [32]Giuntella O, Wang T Y. Is an army of robots marching on Chinese jobs?[R]. No. 12281, 2019.
- [33]Haapanala H, Marx I, Parolin Z. Robots and unions: The moderating effect of organized labour on technological unemployment[J]. *Economic and Industrial Democracy*, 2023, 44(3): 827–852.
- [34]Leibrecht M, Scharler J, Yan Z F. Automation and unemployment: Does collective bargaining moderate their association?[J]. *Structural Change and Economic Dynamics*, 2023, 67: 264–276.
- [35]Lucio M M, Mustchin S, Marino S, et al. New technology, trade unions and the future: Not quite the end of organised labour[J]. *Revista Española de Sociología*, 2021, 30(3): a68.
- [36]Qin M, Wan Y, Dou J Y, et al. Artificial intelligence: Intensifying or mitigating unemployment?[J]. *Technology in Society*, 2024, 79: 102755.
- [37]Rego R, Espírito-Santo A. Beyond density: Improving European trade unions’ representativeness through gender quotas[J]. *European Journal of Industrial Relations*, 2023, 29(4): 415–433.

- [38]Tang C J, Huang K Q, Liu Q R. Robots and skill-biased development in employment structure: Evidence from China[J]. *Economics Letters*, 2021, 205: 109960.
- [39]Todaro M P. Urban job expansion, induced migration and rising unemployment: A formulation and simplified empirical test for LDCs[J]. *Journal of Development Economics*, 1976, 3(3): 211–225.
- [40]Wang L H, Zhou H L, Wan G H. The impact of robots on unemployment duration: Evidence from the Chinese General Social Survey[J]. *China Economic Review*, 2025, 89: 102305.
- [41]Zhang P K, Liang H L, Yue C J. Technological anxiety: How robots impact college graduates' informal employment?[J]. *Journal of Asian Public Policy*, 2025, 18(1): 26–42.

Robot Applications, Urban Unemployment, and the Mitigating Effect of Trade Unions

Yan Zhoufu¹, Kang Jiaojiao^{2,3}, Long Wen⁴, Wu Fangwei^{2,3}

(1. *College of Economics and Management, Shanghai Ocean University, Shanghai 201306, China*; 2. *School of Public Administration and Policy, Shanghai University of Finance and Economics, Shanghai 200433, China*; 3. *Institute of Urban and Rural Development, Shanghai University of Finance and Economics, Shanghai 200433, China*; 4. *School of Economics and Management, Shihezi University, Shihezi 832003, China*)

Summary: The accelerating diffusion of robotics technology is exerting an increasingly disruptive impact on the labor market, heightening the risk of technological unemployment. Data indicates that China's overall unemployment rate rose from 2.9% to 4.2% between 2010 and 2024. Consequently, whether robot applications induce technological unemployment in the Chinese labor market remains a critical question to be addressed. Concurrently, it is worth examining whether grassroots trade unions, as a vital institutional arrangement for protecting the rights of workers, can play a role in stabilizing employment.

This paper investigates the impact of robot applications on urban unemployment and uncovers the role that trade unions play in this dynamic process. The results show that robot applications significantly exacerbate the risk of urban unemployment, with this adverse shock being more pronounced in regions characterized by stricter household registration thresholds and higher levels of marketization. Furthermore, vulnerable groups—including low-skilled, non-state-sector, elder, and female workers—bear more severe shocks from technological unemployment. Further analysis demonstrates that while higher trade union density and enhanced trade union representation help mitigate the risk of technological unemployment, this mitigating effect faces structural limitations. The findings suggest that the employment-stabilizing role of trade unions is increasingly prominent.

The marginal contributions of this paper are twofold: First, by extending the analysis of robotics' labor market effects from the employment dimension to the unemployment dimension, it provides new empirical evidence for understanding labor market adjustments in China under automation, thereby supplementing the existing literature. Second, by incorporating trade unions into the analytical framework linking robot applications and urban unemployment, it introduces an institutional perspective to observe technology-driven labor market fluctuations, representing a significant extension of prior research.

Key words: AI; robots; technological unemployment; trade unions; collective bargaining

(责任编辑 顾 坚)