

机器人使用如何塑造劳动力市场的性别差异

——基于职业任务属性转变的视角

黄 乾 苏文杰 郭建君*

内容提要 机器人技术正以各种方式重塑劳动力市场，成为影响劳动力市场性别平等的新挑战。本文使用国际机器人联合会（IFR）提供的机器人数据和中国经济动态调查（CLDS）微观数据，基于职业任务属性转变视角，分析机器人使用对劳动力市场性别差异的影响。研究发现：机器人使用主要通过降低任务自由度、增加任务复杂度扩大性别就业差异，而通过降低任务繁重度对性别就业差异的影响有限。机器人使用通过降低任务自由度显著缩小性别收入差异，但该过程并非良性过程。机器人使用主要扩大存在育儿压力、高学历劳动者的性别就业差异，并且大幅缩小中等工作时长、无育儿压力以及初中及以下学历劳动者的性别收入差异。进一步研究发现，机器人使用对社交技能具有选择性偏好，女性如果掌握更多社交技能可以使性别收入差异有效缩小。

关键词 机器人使用 性别就业差异 性别工资差异 任务属性 技能结构

一 引言

如何缩小性别差距，实现劳动力市场性别平等，成为许多国家重点关注的社会经济议题。近些年来，中国女性就业人数占全部就业人数的比重一直维持在44%左右。根据《中国妇女发展纲要（2021-2030年）》，2022年女性占全部就业人数的比重仍比

* 黄乾，南开大学经济学院，电子邮箱：lucash@126.com；苏文杰（通讯作者），南开大学经济学院，电子邮箱：suwj11314@163.com；郭建君，南开大学经济学院，电子邮箱：zbbjy123@163.com。本文得到国家自然科学基金项目（72074128）的资助。

男性低 13.6%。《中国人口和就业统计年鉴》显示,2022 年女性在城镇非私营单位就业的比重较男性低 19.0%。此外,根据智联招聘《2023 中国女性职场现状调查报告》,2023 年女性平均工资约为男性工资水平的 87.4%。显然,中国劳动力市场的性别不平等现象仍然十分严峻。现有研究认为,性别歧视(卿石松,2011)、人力资本差异(Borghans et al., 2014; Goldin & Margo, 1992)、母职惩罚(刘成奎等,2023)和职场环境(赖小琼、陈凯鸣,2014)等是劳动力市场性别不平等产生的重要原因。然而,随着女性受教育水平的不断提升以及“男女平等”观念的大力倡导,劳动力市场中的性别不平等并没有显著下降,而保护女性免于母职惩罚的措施在一定程度上使女性变得更为劣势(李磊、刘常青,2022)。因此,基于传统因素难以有效解释劳动力市场的性别不平等现象,亟需从新视角展开研究。Goldin (2014)指出,以往研究可能忽视了任务属性和职业特点的作用,尤其是工作灵活性对解释性别工资差异十分重要。但 Goldin (2014) 重点强调任务转换灵活性,并未对工作任务自身属性进行解释。

近年来,以机器人为突出表现形式的人工智能技术正不断渗透并嵌入各产业领域。根据国际机器人联合会(IFR)公布的《2023 世界机器人报告》,2022 年中国工业机器人安装量达 29 万套,在 10 年间实现了近 11 倍的增长。机器人技术在劳动力市场中的不断渗透已经成为必然趋势,但劳动力市场的适应能力以及劳动者的个人福祉并未得到应有的重视。大量研究证实,机器人技术正以各种方式重塑劳动力市场的职业结构和任务属性:一方面,机器人可以通过替代效应和补充效应改变劳动力市场供需结构(Acemoglu & Restrepo, 2020; Dauth et al., 2021; Graetz & Michaels, 2018);另一方面,机器人又可以通过创造和破坏部分工作岗位,引发劳动力市场的职业变迁(王林辉等,2022; 余玲铮等,2021; 赵曼,2023)。本文的主要目的是将机器人技术、职业任务属性和劳动力市场性别差异纳入统一理论框架,分析机器人使用如何影响劳动力市场性别差异。这不仅可以为解释性别差异和降低性别不平等提供新思路,同时也可以促进机器人技术的健康发展(Matysiak et al., 2023)。

既往研究对机器人技术与劳动力市场性别不平等关系的讨论较少,不仅对机器人技术的作用方向存在分歧,且对其影响劳动力市场性别不平等的过程亦未提出令人信服的解释。部分学者认为机器人技术将缩小性别工资差异(许健等,2022; Ge & Zhou, 2020; Yamaguchi, 2018)。但也有学者认为机器人技术仅仅促进了低技能部门的女性就业,在高技能部门则刚好相反(孙早、韩颖,2022)。除此之外,对机器人技术影响劳动力市场性别不平等的机制亦有待进一步扩展。部分学者提出脑力与体力劳动之争(孙早、韩颖,2022; Ge & Zhou, 2020; Goldin & Margo, 1992; Yamaguchi, 2018)。然而,尽管

机器人应用降低了男性的体力优势，但男性劳动者的体力禀赋并未消失，在男性与女性劳动者脑力劳动禀赋相同的情况下，企业仍然会优先选择雇佣男性劳动者。

随后，有学者进一步对脑力劳动进行细化分解，认为机器人技术引致的社交技能需求上升才是女性就业地位提升的主要原因（高子茗等，2023；Bacolod & Blum, 2010），并且服务业的扩张可以强化机器人技术对性别收入差异的缩小作用（高子茗等，2023）。但社交技能获取门槛低、服务性行业收入参差不齐、工作时间长且稳定性差（Murphy, 2014；Ngai & Petrongolo, 2017），其是否有助于实现劳动力市场性别平等尚有待考证。综合以上分析，本文的边际贡献为：第一，以职业任务属性变迁作为全新视角，在已有文献的基础上，纳入任务自由度、复杂度以及繁重度，构建一个更具说服力的理论框架，以解释机器人技术影响性别就业和收入差异的原因；第二，研究进一步探讨了机器人使用带来的技能选择偏向，并通过实证分析检验了这一变化对性别收入差异产生的影响。

二 理论分析与研究假说

机器人技术重塑了劳动力市场的生产关系和生产方式，加速了职业任务属性的变迁（王林辉等，2023），成为影响劳动力市场性别差异的重要因素。其中，任务属性即劳动者执行任务的某些特征。本文选取任务自由度、复杂度以及繁重度三个维度，构建理论框架并解析机器人技术影响劳动力市场性别差异的过程。

首先，任务自由度即工作中对任务进度、强度以及地点的自主决策程度。随着机器人技术的应用，其影响任务自由度的过程具体包括以下两点：第一，“人机协作”的生产模式有利于雇主收集数据并对整个生产流程进行实时监控，在一定程度上威胁到劳动者的任务自由度（Cascio & Montealegre, 2016；Lanzing, 2016）；第二，“人机协作”在一定程度上需要劳动者适应机器人的生产效率，严格按照设定好的流程生产，几乎不留给劳动者任何创造力、判断力和决策空间。因此，随着机器人技术的应用，工作中的任务自由度将降低。Cherubini et al. (2016) 的研究发现，即使从事高级决策和精细调整性任务的高技能劳动者，也需要按照机器人的生产效率做出调整，致使其工作任务的自主性降低。基于以上分析，本文认为机器人使用将强化雇主对劳动者的监管与控制，通过更加精细化的分工将劳动者固定于工作岗位中，最终使职业任务自由度降低（吕景春，2023）。其次，任务复杂度指工作中对脑力劳动的需求程度。随着机器人技术的应用，不仅应用与操作机器人技术本身对劳动者的脑力劳动提出了更高要求，同时机器人在替代

可程式化工作任务的过程中，也推动劳动者转向更多需要脑力劳动的岗位。因此，本文认为机器人应用将使工作中的任务复杂度上升。最后，任务繁重度主要指工作中对体力劳动的需求程度。机器人技术在高强度体力任务中的大规模使用必然会使工作中的任务繁重度降低，这在既往研究中已经得到充分证实（余玲铮等，2021）。

机器人应用在改变工作任务属性的同时，将会对劳动力市场的性别就业差异产生影响。首先，在中国传统家庭分工中，女性通常扮演更为重要的角色，这也导致女性劳动者在寻找工作时考虑更多家庭层面的制约因素，而倾向于任务自由度较高的工作。并且，长期以来劳动力市场已经形成一种刻板印象，认为女性在低自由度的工作中难以调节家庭与工作之间的平衡，从而可以分配在工作任务中的精力有限，这将导致企业更倾向于雇佣男性劳动者。因此，如果机器人应用使劳动力市场中的任务自由度降低，女性劳动者的就业环境可能会进一步恶化。其次，尽管男性与女性劳动者的脑力禀赋并无显著差异，但是机器人技术正不断更新与进步，推动脑力劳动需求从简单的认知任务转向更加复杂的精细调整性任务和高级决策任务，同时对工作技能的更新速度提出更高要求。为应对这种现状，劳动者需要在工作与学习中投入更多精力和时间。同时，脑力劳动需求的增加也意味着岗位转换的壁垒提升。在面对转岗或再就业的情况下，男性通常具备更多的技能更新机会，这使得男性在应对机器人应用所带来的任务复杂度上升时更具优势。最后，已有研究普遍认为机器人技术替代体力劳动，将削弱男性在就业市场中的优势（Bacolod & Blum, 2010; Yamaguchi, 2018）。然而，尽管体力劳动需求下降，但男性的体力禀赋优势并未消失，在其他禀赋条件相同条件下，男性劳动者仍具备更高的人力资本。因此，机器人技术通过降低任务繁重度对性别就业差异的影响并不明晰，需要进一步检验。基于以上分析，本文提出假设 1。

假设 1：机器人使用通过降低任务自由度和提升任务复杂度将扩大性别就业差异。

机器人应用在改变工作任务属性的同时，还会对劳动力市场的性别收入差异产生影响。首先，通过 Goldin（2014）的研究可以发现企业设定的时薪激励机制是造成已就业群体间性别收入差异的关键因素。而企业建立时薪激励机制的本质，是希望在信息不对称条件下，通过非线性的薪酬体系，鼓励劳动者自愿延长工作时间或提高工作强度以获取额外收益。由于女性在家庭劳动中需要承担更多责任，其投入工作中的精力会受到限制，因此女性更倾向于选择低强度或弹性时间供给的岗位。在效率工资理论的框架下，这种选择会导致性别收入差异。而机器人技术应用如果可以降低工作任务自由度，将削弱非线性激励机制的作用空间，从而在一定程度上缩小性别收入差异。其次，随着机器人应用对脑力劳动需求的增加，女性在时间供给弹性方面相较男性的

劣势逐渐减弱。这种变化减少了对未能提供高努力程度劳动的“惩罚”，从而进一步缩小了性别收入差异。最后，尽管机器人技术对体力劳动的替代作用更强，但体力劳动需求下降并不必然降低男性的就业优势。当劳动者由体力劳动向其他非常规性任务转移时，男性的工资收入反而会有所上升。因此，如果男性劳动者能够通过技能再培养和再就业实现成功转型，任务繁重度的降低可能为他们带来新的发展机会。基于以上分析，本文提出研究假设 2。

假设 2：机器人对性别收入差异的影响取决于正向作用与负向作用的合力。

三 数据来源、计量模型设定和变量说明

（一）数据来源

本文所用微观数据来源于中山大学发起的中国劳动力动态调查（CLDS）。该调查覆盖个人、家庭以及社区等多个层面，提供可精确至区县级层面的居住地信息，对劳动者的就业状态、职业类型、个人特征以及家庭背景等具有较为全面的刻画，为分析机器人技术与劳动力市场关系提供较为理想的数据支撑。本文选取 2014 年、2016 年和 2018 年三期数据，同时对样本做以下三步筛选：首先，在年龄层面选取女性 16~55 岁，男性 16~60 岁区间的劳动者样本；其次，对于符合劳动年龄但尚未结束教育的样本进行剔除；最后，本文主要研究对象为非农劳动者，因此需要对从事农业生产的劳动者进行剔除。通过以上三步筛选，最终获得 19277 个有效样本用于本文后续实证分析。机器人存量数据来源于国际机器人联合会（IFR）公布的机器人相关数据。城市层面的控制变量来源于《中国城市统计年鉴》。劳动者技能得分数据来源于美国劳工部职业信息网络（O*NET）网站。由于美国劳工部采用美国 2010 年标准职业分类代码（SOC10），而 CLDS 使用 2015 年中国标准职业分类代码（CSC015），因此并不能直接依据劳动者职业分类代码对其技能水平进行评估。对此，本文首先手工匹配和整理了 CSC009 与 CSC015 两份职业代码文件。然后，依据北京大学中国社会科学调查中心所提供的匹配程序，将 CSC009 与 ISCO88（国际标准职业分类代码）进行匹配。最后，参考周广肃等（2021）的方法，将 ISCO88 转换为 SOC10。

（二）计量模型设定

首先，为明晰机器人使用对性别就业差异产生的影响，本文构建如下回归模型：

$$Employ_{it} = \alpha + \beta_1 Robot_{pt} + \beta_2 X_{ipt} + \mu_p + \delta_t + \varepsilon_{ipt} \quad (1)$$

$$Employ_{it} = \alpha + \beta_1 Robot_{pt} + \beta_2 Robot_{pt} \times Gender_i + \beta_3 X_{ipt} + \mu_p + \delta_t + \varepsilon_{ipt} \quad (2)$$

其中，模型（1）为基础模型，刻画了机器人使用与劳动就业之间的关系。为进一步检验机器人使用对性别就业差异的影响，在模型（1）的基础上，加入机器人使用与性别的交互项 $Robot_{pt} \times Gender_i$ 。其中，当样本为女性时 $Gender_i$ 取值为 1，否则为 0，具体如式（2）所示。 $Employ_{it}$ 表示 i 个体在 t 年的就业状态，当劳动者为“在业”时取值为 1，否则为 0。当 $\beta_2 > 0$ 时表示性别就业差异有效缩小，反之则表明性别就业差异扩大。 $Robot_{pt}$ 表示 p 城市 t 年的机器人渗透度， X_{ipt} 指代所有控制变量。 μ_p 为地区层面的固定效应， δ_t 表示时间层面的固定效应， ε_{ipt} 为残差项。

其次，根据前述理论分析易知，机器人使用有助于缩小性别收入差异。对此，本文构建如下回归模型进行检验：

$$\ln(W_{it}) = \alpha + \beta_1 Robot_{pt} + \beta_2 X_{ipt} + imr_{ipt} + \mu_p + \delta_t + \nu_h + \varepsilon_{ipt} \quad (3)$$

$$\ln(W_{it}) = \alpha + \beta_1 Robot_{pt} + \beta_2 Robot_{pt} \times Gender_i + \beta_3 X_{ipt} + imr_{ipt} + \mu_p + \delta_t + \nu_h + \varepsilon_{ipt} \quad (4)$$

考虑到收入与就业状态之间存在联系，因此可能存在样本选择偏误。对此，本文将使用赫克曼（Heckman）两阶段模型进行检验。首先，估计模型（1），并计算逆米尔斯比，在此过程中选择家庭幼儿照料压力作为排他性变量。通常情况下，家庭幼儿照料压力会影响父母的就业决策，但不会直接影响其薪资收入。其次，将第一步回归所得逆米尔斯比加入性别收入差异检验模型，同时选择“在业”状态样本，构建模型（3）和模型（4）。其中， W_{it} 表示个体 i 在 t 年的时薪收入， ν_h 表示行业控制变量， imr_{ipt} 为依据模型（1）计算的逆米尔斯比，其他变量与前述保持一致。

最后，为验证任务属性变迁在其中发挥的重要作用，本文参考江艇（2022）的方法，通过构建式（5）所示模型，初步检验机器人应用对任务属性产生的影响。随后，通过式（6）至式（9）所示模型，进一步检验任务属性变迁对劳动者性别就业、收入差异产生的影响。

$$Z_{ipt} = \alpha + \beta_1 Robot_{pt} + \beta_2 X_{ipt} + \mu_p + \delta_t + \varepsilon_{ipt} \quad (5)$$

$$Employ_{it} = \alpha + \gamma_1 Robot_{pt} + \gamma_2 Z_{ipt} + \gamma_3 X_{ipt} + \mu_p + \delta_t + \varepsilon_{ipt} \quad (6)$$

$$Employ_{it} = \alpha + \gamma_1 Robot_{pt} + \gamma_2 Z_{ipt} + \gamma_3 Z_{ipt} \times Gender_i + \gamma_4 X_{ipt} + \mu_p + \delta_t + \varepsilon_{ipt} \quad (7)$$

$$\ln(W_{it}) = \alpha + \lambda_1 Robot_{pt} + \lambda_2 Z_{ipt} + \lambda_3 X_{ipt} + imr_{ipt} + \mu_p + \delta_t + \nu_h + \varepsilon_{ipt} \quad (8)$$

$$\ln(W_{it}) = \alpha + \lambda_1 Robot_{pt} + \lambda_2 Z_{ipt} + \lambda_3 Z_{ipt} \times Gender_i + \lambda_4 X_{ipt} + imr_{ipt} + \mu_p + \delta_t + \nu_h + \varepsilon_{ipt} \quad (9)$$

其中， Z_{ipt} 表示与任务属性相关的机制变量，其他变量与前文一致。当式（5）、式（6）以及式（8）中的系数 β_1 、 γ_2 和 λ_2 同时显著时，可以证明任务属性变迁确实是机器人使用影响劳动者就业、收入的重要原因；而当式（7）和式（9）中交互项的系数 γ_3 和 λ_3 显著时，可以说明机器人使用将通过改变职业任务属性对性别就业、收入差异产生影响。

（三）变量说明

1. 核心解释变量：机器人渗透度

通过 IFR 提供的机器人存量数据，参考 Acemoglu & Restrepo（2020）对机器人渗透度的测算方法，并借鉴巴蒂克（Bartik）工具变量法，结合中国分行业就业数据，利用机器人行业间存量差异和各城市的就业分布差异度量地级市层面的机器人渗透度，其具体测算公式如下：

$$Robot_{pt} = \sum_{h \in H} \rho_{ph}^{2008} \times \frac{R_{ht}}{L_h^{2008}} \quad (10)$$

其中， $Robot_{pt}$ 表示 p 地区 t 年的机器人渗透度， ρ_{ph}^{2008} 是以 2008 年为基期核算的 h 行业产业规模在 p 地区的占比， R_{ht} 表示 h 行业 t 年的机器人存量水平， L_h^{2008} 表示 2008 年 h 行业的就业人员数。由于 IFR 所提供数据按国际标准行业分类代码（ISIC Rev. 4）进行划分，且统计年鉴并未公布地级市层面的制造业细分行业就业数据，因此，本文做以下两步处理。第一，参考吕越等（2020）的做法，将 IFR 所提供数据与国民经济行业 2002 年分类标准进行匹配，最终获得制造业 14 个细分行业以及农林牧渔业、采矿业、电力热力燃气及水的生产和供应业、建筑业、教育业等行业分类数据。第二，参考陈媛媛等（2022）的做法，本文使用 2008 年第二次全国经济普查微观数据，依据企业所属行业分类代码，将企业雇员数按地级市分行业进行加总，以此核算包括制造业细分行业在内的地区行业分布占比。此外，考虑到机器人从安装到正式在生产中使用需要适应和调试的过程，且劳动合同具有期限，企业不能立刻改变原有雇佣劳动关系，因此本文在稳健性检验中选取滞后一期的机器人渗透度数据作为解释变量。

2. 被解释变量：就业状态和时薪收入

本文以劳动者是否从事有酬劳动表示其工作状态，当劳动者处于“在业”时取值为 1，否则为 0。另外，劳动者的时薪收入以单位小时的平均收入进行测算。

3. 机制变量：任务属性

任务属性包括任务自由度、任务复杂度和任务繁重度三方面。首先，参考王林辉等（2023）的做法，选取工作进度自由度、工作强度自由度以及工作地点自由度作为工作自由度的测算指标。其中，CLDS 数据对工作进度自由度和工作强度自由度的测算分为三个等级，包括“完全由他人决定”“部分由自己决定”“完全由自己决定”。当被调查样本回答“完全由自己决定”时，本文取值为 1，否则为 0。对工作地点自由度的测度，本文选取“是否有固定工作场所”进行指代，如果劳动者回答没有固定工作地点，取值为 1，否则为 0。其次，对任务复杂度的测算，本文选取“工作中是否需要快速反应的思考和脑力劳动”，如果劳动者回答“从不”，则取值为 0，否则为 1。最后，对任务繁重度，本文根据劳动者对“工作中是否需要繁重的体力劳动”问题的回答结果进行衡量，依据“从不”至“经常”划分为四个等级，等级越高则表示任务繁重程度越强。同时，本文进一步细化了劳动过程中的技能需求。具体做法是根据美国劳工部 O*NET 提供的不同职业技能得分数据，选取数学（mathematics）、科学（science）、说（speaking）、积极倾听（active listening）四项基本技能的得分作为技能需求程度的指示变量。得分越高，表示该技能的需求程度越高。

4. 控制变量

本文的控制变量主要涉及个体、家庭和社会三个层面。其中，个体层面包括劳动者的年龄、婚姻状况、户口性质、受教育水平、健康状况以及是否有医保；家庭层面包括家庭人口数以及家庭幼儿照料压力；社会层面包括城市发展水平以及对外开放度。

本文所涉及变量的定义和描述统计如表 1 所示。首先，男性劳动者在就业率和工资收入方面较女性具有明显优势，初步证实劳动市场中确实存在一定的性别就业差异和性别收入差异。其次，男性劳动者拥有高中及以下学历的比例高于女性，但在大专及本科层次，情况则完全相反，女性接受高等教育的比例略高于男性。尽管这种差异较小，但可见以受教育水平的差异解释劳动力市场中的性别不平等问题，其解释力度有限。再者，女性劳动者在工作地点自由度较高的任务中分布比例更高，可见女性对于工作自由性的偏好明显高于男性。相比之下，男性劳动者对工作自由度的敏感度低，这也是男性劳动者可以接受较长工作时间的的原因。最后，尽管男性劳动者在脑力劳动

和体力劳动领域均表现出一定的优势，而具体到技能需求层面，女性劳动者在倾听、表达等社交技能要求较高的工作中表现更为突出。

表 1 变量说明与描述性统计

变量名称	变量含义	男性		女性		均值差异
		样本量	均值	样本量	均值	
就业状态	从事有酬劳动 = 1, 否则 = 0	10646	0.7905	8631	0.7371	0.0534 ***
时薪收入	总收入/年工作小时数 (元/小时)	10552	29.6590	8457	23.4514	6.2076 ***
机器人使用	如式 (10) 所示	10646	39.2144	8631	42.9225	-3.7081 ***
年龄	年龄 (周岁)	10646	39.5798	8631	38.0949	1.4850 ***
婚姻状况	在婚 = 1, 其他 = 0	10646	0.8010	8631	0.8215	-0.0205 ***
户口性质	城镇 = 1, 农村 = 0	10646	0.3154	8631	0.3418	-0.0264 ***
受教育水平	文盲	10646	0.0131	8631	0.0327	-0.0196 ***
	小学	10646	0.1227	8631	0.1446	-0.0219 ***
	初中	10646	0.4517	8631	0.4076	0.0441 ***
	高中	10646	0.1785	8631	0.1409	0.0376 ***
	大专及大学本科	10646	0.2298	8631	0.2694	-0.0396 ***
	硕士及以上	10646	0.0040	8631	0.0042	-0.0001
健康状况	1 (不健康) 至 5 (非常健康)	10646	3.9253	8631	3.8753	0.0500 ***
医保状况	有医保 = 1, 无任何医保 = 0	10646	0.8793	8631	0.8852	-0.0059
家庭人口数	家庭总人口数	10646	4.3738	8631	4.3529	0.0209
幼儿照料	12 岁及以下幼年子女	10646	0.5548	8631	0.5340	0.0208 ***
城市发展	所在城市人均地区生产总值 (万元)	10646	11.1029	8631	11.2134	-0.1105 ***
对外开放	实际利用外资金额 (亿美元)	10646	10.9582	8631	11.2136	-0.2554 ***
任务自由度	工作进度自由度	9176	0.2978	7569	0.3040	-0.0062
	工作强度自由度	9176	0.2801	7569	0.2763	0.0038
	工作地点自由度	10646	0.7534	8630	0.9293	-0.1759 ***
任务复杂度	快速反应的思考和脑力劳动	7269	0.8693	5980	0.8279	0.0414 ***
任务繁重度	繁重的体力劳动	7269	2.4563	5980	2.0391	0.4172 ***
技能需求	数学技能	4317	40.4387	4456	41.2487	-0.8099 ***
	科学技能	4317	10.0366	4456	9.1670	0.8696 ***
	倾听技能	4317	68.1638	4456	69.1735	-1.0097 ***
	表达技能	4317	66.7399	4456	68.3705	-1.6306 ***

注：*、**、***分别表示在 10%、5%、1% 的水平上显著；均值差异使用 t 检验。

资料来源：根据国际机器人联合会 (IFR) 工业机器人数据、2014 - 2018 年中国劳动力动态调查 (CLDS) 数据、《中国城市统计年鉴》数据和美国劳工部 O*NET 职业技能得分数据计算得到。

四 实证结果

(一) 机器人使用对性别就业差异的影响

为验证机器人使用对性别就业差异产生的影响,本文采用 Logit 回归模型,结合模型(1)和模型(2)对假设 1 提出的结论进行检验,回归结果如表 2 所示。其中,表 2 所列示的结果为相关因素对劳动者就业率影响的平均边际效应。

在未加入控制变量时,表 2 第(1)列和第(2)列的回归结果显示,机器人渗透度与劳动力市场就业率之间呈现同步上升的趋势,且随着机器人技术的应用,性别就业差异进一步扩大。可见,如果不考虑其他因素,在机器人技术发达的城市,其整体就业率也相对较高,但性别就业差异也越大。随后,进一步加入控制变量,第(3)列和第(4)列的回归结果显示,机器人对劳动者存在显著替代效应,机器人渗透度每增加一单位,将使劳动者就业率下降 0.0011。同时,机器人使用与性别变量交互项的系数在 5% 水平上显著为负,说明机器人使用对女性劳动者的挤出作用更强,进一步扩大性别就业差异。回归结果与假设 1 的结论基本保持一致,可见机器人技术的应用可以通过降低工作中的任务自由度并增加任务复杂度,从而使女性劳动者的就业环境进一步恶化。

表 2 机器人使用对性别就业差异的影响

	(1)	(2)	(3)	(4)
机器人使用	0.0019 *** (0.0001)	0.0021 *** (0.0002)	-0.0011 *** (0.0002)	-0.0009 *** (0.0003)
机器人使用 × 性别		-0.0005 ** (0.0002)		-0.0004 ** (0.0002)
性别	-0.0593 *** (0.0060)	-0.0415 *** (0.0096)	-0.0628 *** (0.0058)	-0.0492 *** (0.0087)
年龄			0.0309 *** (0.0025)	0.0310 *** (0.0024)
年龄二次项			-0.0004 *** (0.0000)	-0.0004 *** (0.0000)
户口性质			0.0549 *** (0.0086)	0.0549 *** (0.0086)
婚姻状况			-0.0147 * (0.0082)	-0.0149 * (0.0082)

续表

	(1)	(2)	(3)	(4)
受教育水平			0.0412 *** (0.0033)	0.0413 *** (0.0033)
医保状况			0.0498 *** (0.0088)	0.0500 *** (0.0088)
健康状况			0.0218 *** (0.0036)	0.0218 *** (0.0036)
家庭人口数			-0.0021 (0.0019)	-0.0021 (0.0019)
幼儿照料			-0.0134 *** (0.0044)	-0.0134 *** (0.0044)
城市发展			-0.0215 (0.0643)	-0.0222 (0.0644)
对外开放			-0.0040 (0.0060)	-0.0040 (0.0060)
常数项	0.9492 *** (0.0315)	0.8981 *** (0.0379)	-2.6629 (4.4589)	-2.6721 (4.4633)
年份	未控制	未控制	控制	控制
地区	未控制	未控制	控制	控制
观测值	19277	19277	19235	19235
伪 R ²	0.0219	0.0222	0.1132	0.1134

注：括号内为稳健标准误；*、**、***分别表示在10%、5%、1%的水平上显著。

资料来源：根据国际机器人联合会（IFR）工业机器人数据、2014-2018年中国劳动力动态调查（CLDS）数据和《中国城市统计年鉴》数据计算得到。

（二）机器人使用对性别收入差异的影响

为检验机器人使用对性别收入差异的影响，本文采用固定效应回归模型，结合模型（3）与模型（4）对假设2提出的结论进行检验，回归结果如表3所示。

表3 机器人使用对性别收入差异的影响

	(1)	(2)	(3)	(4)
机器人使用	0.0026 *** (0.0002)	0.0023 *** (0.0003)	-0.0015 * (0.0008)	-0.0019 ** (0.0008)
机器人使用×性别		0.0008 ** (0.0004)		0.0008 ** (0.0004)

续表

	(1)	(2)	(3)	(4)
性别	-0.1504 *** (0.0150)	-0.1838 *** (0.0223)	-0.3384 *** (0.0339)	-0.3776 *** (0.0383)
年龄			0.1001 *** (0.0157)	0.1022 *** (0.0157)
年龄二次项			-0.0013 *** (0.0002)	-0.0013 *** (0.0002)
户口性质			0.1860 *** (0.0399)	0.1915 *** (0.0400)
婚姻状况			0.0220 (0.0201)	0.0209 (0.0201)
受教育水平			0.1846 *** (0.0087)	0.1849 *** (0.0087)
医保状况			0.1471 *** (0.0390)	0.1514 *** (0.0390)
健康状况			0.0715 *** (0.0142)	0.0730 *** (0.0142)
家庭人口数			-0.0135 *** (0.0047)	0.0011 (0.0042)
城市发展			0.2334 * (0.1380)	0.2336 * (0.1380)
对外开放			-0.0094 (0.0136)	-0.0095 (0.0136)
常数项	4.0575 *** (0.0572)	4.0726 *** (0.0575)	-3.7042 ** (1.7291)	-3.8071 ** (1.7284)
逆米尔斯比	-3.2668 *** (0.1453)	-3.2687 *** (0.1452)	3.0113 *** (1.0605)	3.1722 *** (1.0625)
行业	未控制	未控制	控制	控制
年份	未控制	未控制	控制	控制
地区	未控制	未控制	控制	控制
观测值	14733	14733	14733	14733
R ²	0.0924	0.0928	0.2350	0.2353

注：括号内为稳健标准误；*、**、***分别表示在 10%、5%、1% 的水平上显著。

资料来源：根据国际机器人联合会（IFR）工业机器人数据、2014 - 2018 年中国劳动力动态调查（CLDS）数据和《中国城市统计年鉴》数据计算得到。

其中，表 3 第（1）列和第（2）列为未加入控制变量的回归结果，可以发现机器人技术的发展与劳动者的时薪收入呈现同步上升的趋势，并且在此过程中性别收入差

异显著缩小。第（3）列和第（4）列为加入控制变量以后的回归结果。可以发现，在综合考虑个体微观因素以及地区宏观经济条件后，机器人技术的应用导致劳动者的收入下降。出现该结果的原因可能是，机器人使用对劳动者的替代效应大于其岗位创造效应，尤其在机器人技术发展的初期，将降低劳动者的议价能力，并迫使劳动者接受较低的工资。另外，根据表3结果，机器人使用与性别交互项的系数显著为正，说明机器人技术的应用有助于缩小性别收入差异。可见，对于已进入就业市场的劳动者而言，任务属性变迁减弱了女性在时间供给弹性不足方面的劣势，从而缩小了性别收入差异。但该过程本质上是机器人技术降低劳动者收入的同时，对男性劳动者收入抑制作用更为严重，因此其并非良性缩小性别收入差异的过程。

（三）异质性分析

1. 工作时间

非线性时薪支付在性别收入差异的形成过程中发挥重要作用（Goldin, 2014; Goldin, 2021）。因此，在不同劳动时长要求的工作岗位中，性别收入差异也会不同，机器人技术使用对相应劳动力市场的冲击也会存在差异。对此，需要通过实证检验明确机器人使用对不同工作时长劳动者性别收入差异的异质性作用效果，以针对性实施政策帮扶指导。本文以25%和75%分位点为临界值，依据劳动者的工作时长将其划分为三个等级，回归结果如表4所示。

表4 工作时间异质性检验

	时薪收入					
	低工作时长		中等工作时长		高工作时长	
机器人使用	0.0044 *** (0.0016)	0.0038 ** (0.0017)	-0.0030 *** (0.0008)	-0.0034 *** (0.0008)	-0.0011 (0.0016)	-0.0015 (0.0017)
机器人使用 × 性别		0.0009 (0.0007)		0.0007 * (0.0003)		0.0006 (0.0008)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
行业	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年份	控制	控制	控制	控制	控制	控制
地区	控制	控制	控制	控制	控制	控制
观测值	3319	3319	7904	7904	3502	3502
R ²	0.2118	0.2121	0.3878	0.3881	0.2121	0.2122

注：括号内为稳健标准误；*、**、***分别表示在10%、5%、1%的水平上显著。

资料来源：根据国际机器人联合会（IFR）工业机器人数据、2014-2018年中国劳动力动态调查（CLDS）数据和《中国城市统计年鉴》数据计算得到。

首先，由第（1）列和第（2）列的回归结果可以发现，机器人使用对低工作时长劳动者的影响与主回归结果完全相反，并且对性别收入差异的影响不显著。一般而言，该部分劳动者以从事兼职工作或“即用即用”的临时工作为主。由于其工作时间短、职业任务自由度高，企业对时间供给的长度和连续性并不看重。因此，在低工作时长的组别中，机器人发挥作用的空间有限。但是，值得注意的是，机器人技术通过提高工作效率使得该部分劳动者的收入水平得到明显提升。其次，由第（5）列和第（6）列的回归结果可以发现，机器人使用对高工作时长组别劳动者的性别收入差异亦没有显著影响。一方面，该组别中男性劳动者可能居多；另一方面，其原本工作时间长，非线性时薪支付的可行性空间小，机器人技术对性别收入差异的缩小作用有限。最后，根据表 4 第（3）列和第（4）列的回归结果可以发现，机器人使用缩小了中等工作时长劳动者的性别收入差异，并且使该部分劳动者的收入显著降低。可见，机器人使用对中等工作时长劳动者的冲击最严重，但也使该部分劳动者的性别收入差异有效缩小。

2. 育儿压力

家庭责任分配是导致女性劳动时间供给低于男性的主要因素，尤其当任务自由度降低时，这成为牵制女性劳动参与的重要原因之一。对此，本文以家庭中是否有 12 岁及以下幼年子女为划分标准，将样本划分为有育儿压力和无育儿压力组别，回归结果如表 5 所示。

表 5 育儿压力异质性检验

	就业状态		时薪收入	
	无育儿压力	有育儿压力	无育儿压力	有育儿压力
机器人使用	-0.0011 *** (0.0003)	-0.0004 (0.0005)	-0.0044 *** (0.0014)	-0.0014 (0.0015)
机器人使用 × 性别	0.0000 (0.0002)	-0.0011 *** (0.0003)	0.0014 *** (0.0005)	-0.0001 (0.0006)
控制变量	控制	控制	控制	控制
行业	未控制	未控制	控制	控制
年份	控制	控制	控制	控制
地区	控制	控制	控制	控制
观测值	11507	7642	8977	5748
R ² /伪 R ²	0.1074	0.1344	0.2246	0.2862

注：括号内为稳健标准误；*、**、***分别表示在 10%、5%、1% 的水平上显著。

资料来源：根据国际机器人联合会（IFR）工业机器人数据、2014 - 2018 年中国劳动力动态调查（CLDS）数据和《中国城市统计年鉴》数据计算得到。

根据表 5 第 (1) 列和第 (2) 列的回归结果, 在有育儿压力的样本中, 机器人使用显著扩大了性别就业差异, 这种现象在无育儿压力的组别中不显著。可见育儿责任在母亲和父亲之间的分配严重失衡, 也证实家庭责任是导致女性低劳动时间供给弹性的重要原因。随着机器人技术的使用, 存在育儿压力的女性处于更为不利的竞争地位。由第 (3) 列和第 (4) 列的结果可知, 机器人使用主要缩小无育儿压力劳动者的性别收入差异, 对有育儿压力组劳动者性别工资差异的影响不显著。由此看来, 在没有育儿压力的前提条件下, 机器人使用为不同性别劳动者提供了相对公平的竞争环境, 其性别收入差异明显缩小。由于幼儿在成年以前对母亲表现出更强的依赖感, 且传统观念形成了女性较强的家庭观, 育儿压力无法在父母之间达到绝对平衡 (Daminger, 2019)。显然, 降低育儿压力是实现性别就业平等较为重要的一环。

3. 受教育水平

教育水平差异在传统因素中对性别就业差异的影响至关重要。在描述性统计中可以发现, 女性在大学及以上学历的占比超过了男性。因此, 本文根据是否具备大学及以上学历进行分组。此外, 考虑到机器人技术应用的极化效应, 本文进一步将样本细分为初中及以下和高中两个组别, 以更全面地分析不同教育水平群体中机器人应用对性别就业和收入的影响。回归结果如表 6 所示。

表 6 受教育水平异质性检验

	就业状态			时薪收入		
	初中及以下	高中	大学及以上	初中及以下	高中	大学及以上
机器人使用	-0.0010 ** (0.0004)	-0.0007 (0.0006)	0.0005 (0.0004)	-0.0001 (0.0013)	0.0005 (0.0023)	-0.0013 (0.0020)
机器人使用 × 性别	-0.0002 (0.0003)	-0.0010 ** (0.0004)	-0.0003 (0.0003)	0.0011 * (0.0006)	0.0010 (0.0009)	-0.0001 (0.0005)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
行业	未控制	未控制	未控制	控制	控制	控制
年份	控制	控制	控制	控制	控制	控制
地区	控制	控制	控制	控制	控制	控制
观测值	11269	3062	4700	8033	2407	4285
R ² /伪 R ²	0.1039	0.1225	0.1324	0.1367	0.2386	0.2500

注: 括号内为稳健标准误; *、**、***分别表示在 10%、5%、1% 的水平上显著。

资料来源: 根据国际机器人联合会 (IFR) 工业机器人数据、2014 - 2018 年中国劳动力动态调查 (CLDS) 数据和《中国城市统计年鉴》数据计算得到。

由表 6 的回归结果可知，机器人使用主要扩大了高中学历劳动者的性别就业差异，并缩小了初中及以下学历劳动者的性别收入差异。首先，在机器人技术替代劳动力的过程中，初中及以下学历劳动者由于劳动力成本相对较低，受到的影响较小。而高中学历劳动者则面临相对严峻的挑战，该群体需要快速提升其技能水平，一旦女性劳动者缺乏足够的时间进行技能更新，便会使其就业处于更为不利的环境。其次，初中及以下学历劳动者通常从事的工作依赖较多的体力劳动，但随着机器人技术的应用，男性的体力劳动优势逐渐弱化，从而推动初中及以下学历劳动者之间的性别收入差异逐步缩小。

(四) 内生性检验

本文结合宏观层面的机器人渗透度与微观调查数据分析机器人使用对性别就业、收入差异产生的影响，可以在一定程度上避免双向因果关系带来的内生性问题。一般认为，单个个体的就业状态或工资收入不会对地区的机器人使用数量产生影响。但仍然无法避免遗漏变量或测量误差等导致的内生性。对此，本文借鉴王林辉等（2023）以及 Acemoglu & Restrepo（2020）的做法，使用美国的机器人存量数据构造机器人渗透度的工具变量。一方面，美国在机器人技术使用方面处于领先地位，其发展状况与中国的机器人技术使用水平息息相关，因此符合相关性条件；另一方面，一般认为美国的机器人使用量不会直接对其他国家劳动者的就业和收入产生影响，因此具有良好的外生性。具体构造如下：

$$USRobot_{pt} = \sum_{h \in H} \rho_{ph}^{2008} \times \frac{USR_{ht}}{L_h^{2000}} \quad (11)$$

其中， $USRobot_{pt}$ 表示 p 地区 t 年的机器人渗透度工具变量， ρ_{ph}^{2008} 是以 2008 年为基期核算的 h 行业产业规模在 p 地区的占比， USR_{ht} 表示美国 h 行业 t 年的机器人存量水平， L_h^{2000} 表示 2000 年美国 h 行业的就业人员数。其中，美国分行业就业人数数据来源于 CEIC 数据库。

根据表 7 第一阶段回归结果，工具变量与中国的机器人渗透度存在显著相关性，且弱工具变量检验指标显著大于 10，表明不存在弱工具变量问题，因此该工具变量有效。第二阶段的回归结果显示，机器人使用显著扩大了性别就业差异，同时显著缩小了性别收入差异，这与基准回归结果保持一致。可以证明在考虑内生性影响后，本文回归结果依然稳健。

表 7 工具变量回归结果

	就业状态		时薪收入	
	第一阶段	第二阶段	第一阶段	第二阶段
机器人使用		-0.0035* (0.0019)		-0.0020** (0.0008)
机器人使用×性别		-0.0024** (0.0012)		0.0010*** (0.0004)
美国机器人渗透度	17.3352*** (0.1226)		17.3352*** (0.1226)	
控制变量	控制	控制	控制	控制
年份	控制	控制	控制	控制
地区	控制	控制	控制	控制
Wald 检验	3110.53***		7227.23***	
K-P F-stat	29000		28000	
观测值	19268		14725	

注：括号内为稳健标准误；*、**、***分别表示在 10%、5%、1% 的水平上显著。

资料来源：根据国际机器人联合会（IFR）工业机器人数据、2014-2018 年中国劳动力动态调查（CLDS）数据和《中国城市统计年鉴》数据计算得到。

（五）稳健性检验

1. 替代变量

遗漏变量和解释变量之间的线性相关关系是影响模型稳健性的关键。本文使用了工具变量法排除遗漏变量影响。在此基础上，为进一步消除解释变量间的线性相关关系对回归结果稳健性的干扰，本文使用机器人渗透度的滞后一期变量作为替代变量。与此同时，相关城市层面的控制变量也进行了滞后处理。由于滞后一期的解释变量属于前置变量，其大小不受同期其他解释变量影响，是较为理想的替代变量。此外，使用滞后一期的机器人渗透度可以同时考虑其发挥作用的时效性和可持续性。回归结果于表 8 列示。

表 8 替代变量检验回归结果

	就业状态		时薪收入	
	(1)	(2)	(3)	(4)
机器人使用	-0.0013*** (0.0003)	-0.0010*** (0.0003)	-0.0019* (0.0010)	-0.0025** (0.0010)
机器人使用×性别		-0.0005** (0.0002)		0.0010** (0.0005)

续表

	就业状态		时薪收入	
	(1)	(2)	(3)	(4)
控制变量	控制	控制	控制	控制
行业	未控制	未控制	控制	控制
年份	控制	控制	控制	控制
地区	控制	控制	控制	控制
观测值	19235	19235	14725	14725
R ² /伪 R ²	0.1132	0.1134	0.2350	0.2353

注：括号内为稳健标准误；*、**、***分别表示在 10%、5%、1% 的水平上显著。

资料来源：根据国际机器人联合会（IFR）工业机器人数据、2014–2018 年中国劳动力动态调查（CLDS）数据和《中国城市统计年鉴》数据计算得到。

根据表 8 的结果，可以发现滞后一期的机器人渗透度显著扩大了性别就业差异，并缩小了性别收入差异，回归结果与基准回归保持一致。

2. 剔除电子行业

考虑到机器人渗透度的快速增长可能是由某一特殊行业推动，本文借鉴 Acemoglu & Restrepo (2020) 和 Goldsmith-Pinkham et al. (2020) 的稳健性检验方法，对电子行业的机器人使用数据进行剔除，并重新构造机器人渗透度指标。回归结果如表 9 所示，剔除电子行业后的回归结果与基准回归保持一致，进一步证明本文回归结果具有稳健性。

表 9 剔除电子行业检验回归结果

	就业状态		时薪收入	
	(1)	(2)	(3)	(4)
机器人使用	-0.0054 ** (0.0024)	0.0012 (0.0027)	-0.0004 (0.0010)	-0.0010 (0.0010)
机器人使用 × 性别		-0.0097 *** (0.0012)		0.0011 ** (0.0005)
控制变量	控制	控制	控制	控制
年份	控制	控制	控制	控制
地区	控制	控制	控制	控制
观测值	19235	19235	14780	14725
R ² /伪 R ²	0.1070	0.1105	0.2347	0.2348

注：括号内为稳健标准误；*、**、***分别表示在 10%、5%、1% 的水平上显著。

资料来源：根据国际机器人联合会（IFR）工业机器人数据、2014–2018 年中国劳动力动态调查（CLDS）数据和《中国城市统计年鉴》数据计算得到。

3. 替换回归模型

为进一步验证回归结果的稳健性，本文构建了双重差分模型。具体而言，对于处理变量，以机器人渗透度的大小作为划分标准，将机器人渗透度高于中位数的样本取值为1，低于中位数的样本取值为0。以性别作为分组变量，女性设定为1，男性设定为0。在控制一系列相关变量后，回归结果如表10所示。

表10 替换回归模型检验回归结果

	就业状态	时薪收入
	(1)	(2)
机器人使用	0.0189 (0.0129)	-0.0519* (0.0273)
机器人使用× 性别	-0.0242** (0.0118)	0.0491* (0.0258)
性别	-0.0530*** (0.0075)	-0.3167*** (0.0269)
控制变量	控制	控制
行业	未控制	控制
年份	控制	控制
地区	控制	控制
观测值	19235	14725
R ² /伪R ²	0.1125	0.2348

注：括号内为稳健标准误；*、**、***分别表示在10%、5%、1%的水平上显著。

资料来源：根据国际机器人联合会（IFR）工业机器人数据、2014-2018年中国劳动力动态调查（CLDS）数据和《中国城市统计年鉴》数据计算得到。

根据表10的回归结果，可以发现机器人技术的应用显著扩大了性别就业差异，并缩小了性别收入差异。回归结果与基准回归保持一致，再次说明本文所得结论具有一定的稳健性。

五 影响机制分析

（一）机器人使用对性别就业差异的影响机制

由前述理论分析可知，机器人使用主要通过降低职业任务自由度、提高任务复杂度和减轻任务繁重度，影响性别就业差异和性别收入差异。对此，本文将分两步展开

实证检验。本部分将重点探讨机器人技术如何通过转变任务属性影响性别就业差异，结果如表 11、表 12 以及表 13 所示。

表 11 机器人使用的任务属性偏向

	任务自由度			任务复杂度	任务繁重度
	进度自由度	强度自由度	地点自由度	脑力劳动	体力劳动
机器人使用	-0.0005* (0.0003)	-0.0005** (0.0003)	-0.0003* (0.0002)	0.0004* (0.0002)	-0.0013** (0.0007)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制
年份	控制	控制	控制	控制	控制
地区	控制	控制	控制	控制	控制
观测值	16736	16736	19267	13244	13244
R ²	0.0650	0.0759	0.1419	0.1132	0.2025

注：括号内为稳健标准误；*、**、*** 分别表示在 10%、5%、1% 的水平上显著。

资料来源：根据国际机器人联合会（IFR）工业机器人数据、2014-2018 年中国劳动力动态调查（CLDS）数据和《中国城市统计年鉴》数据计算得到。

首先，根据表 11 的回归结果，可以发现机器人使用导致任务自由度下降，同时工作中所需的脑力劳动增加，体力劳动减少，这与理论分析的结论一致。其次，由于 CLDS 微观调查数据仅提供已就业劳动者的任务属性相关信息，为检验劳动力市场中任务属性降低对全体劳动者就业状况产生的影响，本文在对机器人使用影响性别就业差异进行机制检验之前，测算了地级市层面的劳动力市场任务自由度、任务复杂度以及任务繁重度的平均水平。CLDS 微观调查数据样本选择符合随机性特点，且样本数量充足，覆盖层面广泛，所测度的整体任务自由度、任务复杂度和任务繁重度具有一定代表性。考虑到部分地区样本量较小，为避免异常值对回归结果产生影响，本文进行了 1% 缩尾处理。最后，在检验机器人应用如何通过影响任务自由度进而影响性别就业差异的过程中，发现其主要通过提高男性劳动者就业率，使性别就业差异扩大。为此，本文采用了分组检验方法对该机制进行分析，具体结果如表 12 所示。

表 12 任务自由度转变对性别就业差异的影响

	女性	男性	女性	男性	女性	男性
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
工作进度自由度	-0.4881 (0.3509)	-0.9015*** (0.3233)				

续表

	女性	男性	女性	男性	女性	男性
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
工作强度自由度			-0.4636 (0.3651)	-0.9623 *** (0.3376)		
工作地点自由度					-0.2128 (0.5438)	-0.9647 * (0.5196)
观测值	8567	10607	8567	10607	8567	10607
伪 R ²	0.1187	0.1192	0.1187	0.1192	0.1185	0.1188
组间系数差异	-0.5159 **		-0.6628 **		-0.1464	

注：括号内为稳健标准误；*、**、***分别表示在10%、5%、1%的水平上显著；模型中均控制了年份、地区固定效应和控制变量。

资料来源：根据国际机器人联合会（IFR）工业机器人数据、2014-2018年中国劳动力动态调查（CLDS）数据和《中国城市统计年鉴》数据计算得到。

根据表12的回归结果，可以发现任务自由度相关变量的估计系数在男性劳动者中高度显著，而在女性劳动者中不显著。可见，任务自由度的降低显著增加了男性劳动者的就业率。显然，机器人应用导致的工作任务自由度下降限制了女性的就业选择，却为男性劳动者提供了更多的就业机会。受传统家庭分工的影响，女性劳动者承担较多家庭责任，因此在工作选择中对任务自由度尤其看重。相比之下，男性劳动者更能适应低自由度的生产环境，最终使性别就业差异扩大。

随后，本文检验了任务复杂度和任务繁重度转变对劳动者性别就业差异产生的影响，回归结果如表13所示。表13第（1）列和第（2）列的回归结果显示，机器人应用使任务复杂度上升，由此对劳动者的就业产生消极影响，并且这种负面影响对女性劳动者更为严重，使性别就业差异扩大。随着机器人技术的应用，工作中的脑力劳动需求逐步向高精尖的决策和思维能力转变，因此需要耗费的精力和时间也同步上升。在女性劳动者时间供给弹性较低条件下，其就业状况将会进一步恶化。第（3）列和第（4）列的回归结果显示，机器人使用通过降低任务繁重度对性别就业差异的影响不显著。由此可知，尽管机器人技术降低了体力劳动的需求，但是在男性劳动者拥有更多体力禀赋的条件下，机器人技术通过降低任务繁重度并未对男性劳动者的就业产生消极影响。这进一步说明，机器人技术降低任务繁重度并非缩小性别就业差异的主要原因。

表 13 任务复杂度以及繁重度转变对性别就业差异的影响

	(1)	(2)	(3)	(4)
脑力劳动	-2.2225 *** (0.5502)	-2.0267 *** (0.5504)		
脑力劳动 × 性别		-0.4095 *** (0.0403)		
体力劳动			-0.0127 (0.1021)	0.0440 (0.1108)
体力劳动 × 性别				-0.1292 (0.1018)
观测值	19235	19235	19235	19235
伪 R ²	0.1072	0.1073	0.1064	0.1065

注：括号内为稳健标准误；*、**、***分别表示在 10%、5%、1% 的水平上显著；模型中均控制了年份、地区固定效应和控制变量。

资料来源：根据国际机器人联合会（IFR）工业机器人数据、2014 - 2018 年中国劳动力动态调查（CLDS）数据和《中国城市统计年鉴》数据计算得到。

（二）机器人使用对性别收入差异的影响机制

机器人技术对任务自由度、任务复杂度以及任务繁重度的影响已在前文表 11 中得以证明。本部分将重点解释机器人技术通过转变任务属性如何影响性别收入差异，回归结果如表 14 和表 15 所示。

表 14 任务自由度转变对性别收入差异的影响

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
工作进度自由度	0.0980 *** (0.0159)	0.1363 *** (0.0214)				
工作进度自由度 × 性别		-0.0875 *** (0.0308)				
工作强度自由度			0.0918 *** (0.0170)	0.1346 *** (0.0227)		
工作强度自由度 × 性别				-0.0995 *** (0.0327)		
工作地点自由度					-0.0481 ** (0.0229)	-0.0536 ** (0.0250)
工作地点自由度 × 性别						0.0268 (0.0524)

续表

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
观测值	13977	13977	13977	13977	14725	14725
R ²	0.2476	0.2478	0.2471	0.2475	0.2354	0.2355

注：括号内为稳健标准误；*、**、***分别表示在10%、5%、1%的水平上显著；模型中均控制了年份、地区固定效应和控制变量。

资料来源：根据国际机器人联合会（IFR）工业机器人数据、2014-2018年中国劳动力动态调查（CLDS）数据和《中国城市统计年鉴》数据计算得到。

根据表14第（1）列至第（4）列的回归结果，机器人使用通过降低工作进度自由度和工作强度自由度，使整体劳动者的收入水平下降。导致该结果的原因主要是，随着机器人技术的应用，企业管理者对劳动者的监管与控制加强，使得其原本依赖薪酬激励提高工作效率的需求逐渐降低。另外，根据第（1）列至第（4）列的回归结果，可以发现，这种负面影响对女性劳动者的作用相对较小，进一步有效缩小了性别收入差异。然而，尽管机器人技术通过降低任务自由度可以缩小性别收入差异，但这并非良性的改善过程。如果不能及时加以规制，可能损害劳动者个体福祉，并扩大社会层面的收入不平等。根据表14第（5）列和第（6）列的回归结果可以发现，降低工作地点自由度会使劳动者的收入上升，但是对性别收入差异的影响并不显著。

表15 任务复杂度以及繁重度转变对性别收入差异的影响

	(1)	(2)	(3)	(4)
脑力劳动	0.0930 *** (0.0201)	0.0955 *** (0.0288)		
脑力劳动 × 性别		-0.0052 (0.0385)		
体力劳动			-0.0451 *** (0.0068)	-0.0441 *** (0.0087)
体力劳动 × 性别				-0.0023 (0.0125)
观测值	12395	12395	12395	12395
R ²	0.2765	0.2764	0.2778	0.2778

注：括号内为稳健标准误；*、**、***分别表示在10%、5%、1%的水平上显著；模型中均控制了年份、地区固定效应和控制变量。

资料来源：根据国际机器人联合会（IFR）工业机器人数据、2014-2018年中国劳动力动态调查（CLDS）数据和《中国城市统计年鉴》数据计算得到。

表 15 所示为机器人应用通过影响任务复杂度和任务繁重度对劳动力市场性别收入差异产生的影响。可以发现，机器人技术的应用通过提升任务复杂度和降低任务繁重度，有效提升了全体劳动者的收入水平，但对性别收入差异的影响并不显著。另外，根据第（3）列和第（4）列的回归结果，机器人使用通过降低任务繁重度改善了劳动者的经济状况，但并未削弱男性的相对优势或缩小性别收入差异。回归结果与假设 2 的结论一致，且可以证实体力劳动需求减少对性别收入差异的影响有限。

六 进一步分析

机器人技术在影响职业任务属性的同时，还具有明显的技能选择偏向。既有研究发现，随着机器人技术的应用，情感交互性技能需求不断增加（Sundar et al., 2017）。由于女性在情感交互性技能方面具有一定优势，因此机器人技术引致的情感交互性技能需求上升可以有效缩小性别收入差异（高子茗等，2023；李建奇，2022）；而理工科技能需求上升将扩大性别收入差异（赵颖等，2023；D'Mello, 2006）。对此，本部分将针对数学、科学、倾听技能与表达技能四类基本技能，进一步检验由机器人应用所导致的技能需求结构转变对劳动力市场中的性别收入差异产生的影响，回归结果如表 16、表 17 和表 18 所示。

表 16 机器人使用的技能选择偏向

	数学	科学	倾听技能	表达技能
机器人使用	0.0025 (0.0036)	-0.0210 *** (0.0045)	0.0170 *** (0.0028)	0.0132 *** (0.0032)
观测值	8803	8803	8803	8803
R ²	0.0612	0.1343	0.1291	0.1084

注：括号内为稳健标准误；*、**、***分别表示在 10%、5%、1% 的水平上显著；模型中均控制了年份、地区固定效应和控制变量。

资料来源：根据国际机器人联合会（IFR）工业机器人数据、2014-2018 年中国劳动力动态调查（CLDS）数据、《中国城市统计年鉴》数据和美国劳工部 O*NET 职业技能得分数据计算得到。

根据表 16 第（1）列和第（2）列的回归结果，可以发现机器人使用降低了理工科技能的重要程度，对数学技能的影响不显著，但对科学技能的影响在 1% 水平下显著为负。而第（3）列和第（4）列的回归结果显示，机器人使用增加了倾听与表达等情感交互性技能的需求。由于人的情感复杂多变，难以被“编码”和“复制”，因此情绪价值变得尤为重

要。相比之下，机器人技术在强算力功能、程序开发和数据分析方面的使用已经初见成效。尽管机器人使用增加了设备维护、研发等全新岗位，从而增加了对理工科技能的需求，但其对理工科技能的替代作用显著大于其互补效应，这在实证结果中得以证实。

表 17 理工科技能溢价与性别收入差异

	(1)	(2)	(3)	(4)
数学技能	0.0040 *** (0.0009)	0.0023 * (0.0014)		
数学技能 × 性别		0.0029 * (0.0017)		
科学技能			0.0017 ** (0.0008)	0.0006 (0.0011)
科学技能 × 性别				0.0024 * (0.0014)
观测值	6529	6529	6529	6529
R ²	0.2771	0.2777	0.2755	0.2760

注：括号内为稳健标准误；*、**、*** 分别表示在 10%、5%、1% 的水平上显著；模型中均控制了年份、地区固定效应和控制变量。

资料来源：根据国际机器人联合会（IFR）工业机器人数据、2014–2018 年中国劳动力动态调查（CLDS）数据、《中国城市统计年鉴》数据和美国劳工部 O*NET 职业技能得分数据计算得到。

根据表 17 和表 18 的回归结果可以发现，尽管机器人使用导致各类技能的相对重要程度发生改变，但掌握非常规技能对劳动者收入有显著正向影响。而且，女性掌握非常规技能对其工资收入的提升作用更强。另外，根据表 17 的回归结果，机器人使用通过降低科学技能需求，使女性劳动者的收入下降。尽管如此，但女性在理工科相关领域的从业率较低。根据前程无忧发布的《2021 程序员群体洞察报告》，女程序员占比仅为 13.6%。因此，通过该路径对女性劳动者收入的影响有限。根据表 18 的回归结果，机器人使用通过增加倾听技能和表达技能的重要性，显著提升了女性的工资收入。由此可以证明，机器人使用通过增加情感交互性技能需求，可以有效缩小性别收入差异。

表 18 社交技能溢价与性别收入差异

	(1)	(2)	(3)	(4)
倾听技能	0.0035 *** (0.0012)	0.0004 (0.0015)		

续表

	(1)	(2)	(3)	(4)
倾听技能 × 性别		0.0072 *** (0.0020)		
表达技能			0.0022 ** (0.0010)	-0.0000 (0.0013)
表达技能 × 性别				0.0064 *** (0.0019)
观测值	6529	6529	6529	6529
R ²	0.2760	0.2775	0.2754	0.2767

注：括号内为稳健标准误；*、**、*** 分别表示在 10%、5%、1% 的水平上显著；模型中均控制了年份、地区固定效应和控制变量。

资料来源：根据国际机器人联合会（IFR）工业机器人数据、2014 - 2018 年中国劳动力动态调查（CLDS）数据、《中国城市统计年鉴》数据和美国劳工部 O*NET 职业技能得分数据计算得到。

七 结论与建议

机器人使用重塑劳动力市场生产关系和生产方式，使职业任务属性以及技能需求结构发生调整，进一步对性别就业差异和性别收入差异产生影响。本文结合 IFR 提供的机器人数据与 CLDS 微观调查数据，基于职业任务属性转变视角，解析机器人使用对性别就业和收入差异产生的影响。结果表明：第一，机器人使用导致性别就业差异进一步扩大，但使性别收入差异显著缩小；第二，机器人使用主要扩大存在育儿压力、高中学历劳动者的性别就业差异，并且可以缩小中等工作时长、无育儿压力以及初中及以下学历劳动者的性别收入差异；第三，任务自由度下降、任务复杂度上升是机器人使用扩大性别就业差异的重要原因，而任务繁重度转变在其中发挥的作用有限；第四，任务自由度下降有助于缩小性别收入差异，但该过程并非良性过程；第五，机器人使用对社交技能具有选择性偏好，女性掌握更多社交技能可以使性别收入差异显著缩小。

综合上述结论，本文提出如下建议。第一，有序规划并推进机器人技术的使用与发展，重点关注机器人使用对性别就业差异产生的影响。研究显示，机器人技术的快速推进导致性别就业差异扩大。因此，需要通过建立阶段性目标与完善的评价体系，定期对机器人技术使用的广度和深度进行调整。第二，加大托育服务的供给。政府需完善托幼服务设施建设，并积极宣传父亲在育儿过程中扮演的重要角色，针对技术发展过程中的相对弱势群体实施政策帮扶指导。第三，增强工作自由度。根据本文研究结论，

职业任务自由度降低是机器人应用扩大性别就业差异的主要原因。即使其有助于缩小性别收入差异，但由于其对男性收入更快速的降低作用所致，该过程并非良性过程。对此，立法部门需不断完善与技术发展相配套的法律体系建设，规范企业不合理的“加班”激励政策，同时鼓励灵活的工作安排和职业发展途径。第四，构建与机器人大规模使用、人工智能迅猛发展相适应的技能培训体系。相对政府而言，企业可以更直观地观测到劳动力市场中的技能需求转变。因此，可以建立政企联合的技能培训模式，通过政府提供补贴、企业提供技术培训的方式，提供精准且灵活的教育和培训计划。第五，重视社交性技能培训，充分发挥女性的社交技能优势，加快缩小性别收入差异。

参考文献：

- 陈媛媛、张竞、周亚虹（2022），《工业机器人与劳动力的空间配置》，《经济研究》第1期，第172-188页。
- 高子茗、吕洋、王亚丽（2023），《服务机器人创新对工资性别差异变化的影响研究》，《中国人口科学》第6期，第64-79页。
- 江艇（2022），《因果推断经验研究中的中介效应与调节效应》，《中国工业经济》第5期，第100-120页。
- 赖小琼、陈凯鸣（2014），《中国经济转轨时期女性的就业选择及收入效应的变迁》，《劳动经济研究》第6期，第62-86页。
- 李建奇（2022），《数字化变革、非常规技能溢价与女性就业》，《财经研究》第7期，第48-62页。
- 李磊、刘常青（2022），《劳动保护、性别成本差异与性别就业差距》，《世界经济》第7期，第153-180页。
- 刘成奎、林晓丹、王浩（2023），《家庭责任、工作时间与性别收入不平等》，《劳动经济研究》第2期，第3-32页。
- 吕景春（2023），《数字经济下共享型和谐劳动关系的建构机理与实现路径》，《马克思主义研究》第2期，第72-82页。
- 吕越、谷玮、包群（2020），《人工智能与中国企业参与全球价值链分工》，《中国工业经济》第5期，第80-98页。
- 卿石松（2011），《职位晋升中的性别歧视》，《管理世界》第11期，第28-38页。

- 孙早、韩颖 (2022), 《人工智能会加剧性别工资差距吗? ——基于我国工业部门的经验研究》, 《统计研究》第 3 期, 第 102 - 116 页。
- 王林辉、胡晟明、董直庆 (2022), 《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》, 《管理世界》第 7 期, 第 60 - 79 页。
- 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。
- 许健、季康先、刘晓亭、夏炎 (2022), 《工业机器人应用、性别工资差距与共同富裕》, 《数量经济技术经济研究》第 9 期, 第 134 - 156 页。
- 余玲铮、魏下海、孙中伟、吴春秀 (2021), 《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》, 《管理世界》第 1 期, 第 47 - 59 页。
- 赵曼 (2023), 《机器人应用与区域劳动力市场: 基于动态面板模型的研究》, 《劳动经济研究》第 4 期, 第 91 - 117 页。
- 赵颖、沈文钦、祝军、徐浩天 (2023), 《巾帼不让须眉? ——工科博士获得精英学术职位的性别差异研究》, 《华东师范大学学报 (教育科学版)》第 5 期, 第 84 - 97 页。
- 周广肃、李力行、孟岭生 (2021), 《智能化对中国劳动力市场的影响——基于就业广度和强度的分析》, 《金融研究》第 6 期, 第 39 - 58 页。
- Acemoglu, Daron & Pascual Restrepo (2020). Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets. *Journal of Political Economy*, 128 (6), 2188 - 2244.
- Bacolod, Marigee & Bernardo Blum (2010). Two Sides of the Same Coin: U. S. “Residual” Inequality and the Gender Gap. *Journal of Human Resources*, 45 (1), 197 - 242.
- Borghans, Lex, Bas ter Weel & Bruce Weinberg (2014). People Skills and the Labor-Market Outcomes of Underrepresented Groups. *Industrial & Labor Relations Review*, 67 (2), 287 - 334.
- Cascio, Wayne & Ramiro Montealegre (2016). How Technology Is Changing Work and Organizations. *Annual Review of Organizational Psychology and Organizational Behavior*, 3, 349 - 375.
- Cherubini, Andrea, Robin Passama, André Crosnier, Antoine Lasnier & Philippe Fraise (2016). Collaborative Manufacturing with Physical Human-Robot Interaction. *Robotics*

- and Computer-Integrated Manufacturing*, 40, 1 – 13.
- Daminger, Allison (2019). The Cognitive Dimension of Household Labor. *American Sociological Review*, 84 (4), 609 – 633.
- Dauth, Wolfgang, Sebastian Findeisen, Jens Suedekum & Nicole Woessner (2021). The Adjustment of Labor Markets to Robots. *Journal of the European Economic Association*, 19 (6), 3104 – 3153.
- D’Mello, Marisa (2006). Gendered Selves and Identities of Information Technology Professionals in Global Software Organizations in India. *Information Technology for Development*, 12 (2), 131 – 158.
- Ge, Suqin & Yu Zhou (2020). Robots, Computers, and the Gender Wage Gap. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 178, 194 – 222.
- Goldin, Claudia (2014). A Grand Gender Convergence: Its Last Chapter. *American Economic Review*, 104 (4), 1091 – 1119.
- Goldin, Claudia (2021). *Career and Family: Women’s Century-Long Journey Toward Equity*. Princeton: Princeton University Press.
- Goldin, Claudia & Robert Margo (1992). The Great Compression: The Wage Structure in the United States at Mid-Century. *The Quarterly Journal of Economics*, 107 (1), 1 – 34.
- Goldsmith-Pinkham, Paul, Isaac Sorkin & Henry Swift (2020). Bartik Instruments: What, When, Why, and How. *American Economic Review*, 110 (8), 2586 – 2624.
- Graetz, Georg & Guy Michaels (2018). Robots at Work. *The Review of Economics and Statistics*, 100 (5), 753 – 768.
- Lanzing, Marjolein (2016). The Transparent Self. *Ethics and Information Technology*, 18, 9 – 16.
- Matysiak, Anna, Daniela Bellani, & Honorata Bogusz (2023). Industrial Robots and Regional Fertility in European Countries. *European Journal of Population*, 39, 11.
- Murphy, Emily (2014). Workers’ Movement Out of Declining Occupations in Great Britain, Germany and Switzerland. *European Sociological Review*, 30 (6), 685 – 701.
- Ngai, Rachel & Barbara Petrongolo (2017). Gender Gaps and the Rise of the Service Economy. *American Economic Journal: Macroeconomics*, 9 (4), 1 – 44.
- Sundar, Shyam, Eun Hwa Jung, Franklin Waddell & Ki Joon Kim (2017). Cheery Companions or Serious Assistants? Role and Demeanor Congruity as Predictors of Robot Attraction and Use Intentions Among Senior Citizens. *International Journal of Human-*

Computer Studies, 97, 88 –97.

Yamaguchi, Shintaro (2018). Changes in Returns to Task-Specific Skills and Gender Wage Gap. *Journal of Human Resources*, 53 (1), 32 –70.

Robot Adoption and Gender Gaps in the Labor Market: A Perspective Based on Transformation of Occupational Task Content

Huang Qian, Su Wenjie & Guo Jianjun
(School of Economics, Nankai University)

Abstract: Robotics is reshaping the labor market in numerous aspects, posing a new challenge to gender equality in the workforce. This article combines data from the International Federation of Robotics (IFR) with microdata from the China Labor-force Dynamics Survey (CLDS) to analyze how robot adoption affects gender disparities in the labor market by examining changes in occupational task content. The research indicates that robots primarily widen gender employment gaps by reducing task autonomy and increasing task complexity. In contrast, its effect on gender employment differences through reducing task burdens is limited. Robot usage significantly narrows gender income gaps by reducing task autonomy, though this process is not entirely positive. Robot usage mainly increases gender employment disparities among workers with childcare responsibilities and high school education levels. At the same time, it can significantly reduce gender income gaps among those with moderate working hours, no childcare responsibilities, and junior high school and below education levels. Further research reveals that robots selectively favor tasks requiring social skills, and women can effectively reduce gender income disparities by enhancing their social skills.

Keywords: robot adoption, gender employment gap, gender wage gap, task content, skill structure

JEL Classification: D13, D31, D63

(责任编辑: 封永刚)