

从自动化、信息化到人工智能： 数字技术演进与就业的性别差异研究

李力行 莫怡青*

内容提要 数字技术会如何影响就业？本文从数字技术存在演进以及不同劳动者会受到异质性影响这两个方面，重新考察了这一经典问题。通过比较工业机器人、计算机软件和人工智能这三种数字技术的差异，在现有方法的基础上，构建了各类职业对三种技术的暴露指数。利用2010年全国人口普查、2005年和2015年全国1%人口抽样调查、中国家庭追踪调查以及某互联网招聘平台的求职者简历投递数据，估计了技术暴露程度与就业性别差异之间的关系。研究显示：相比自动化技术，女性对信息化和人工智能技术暴露程度较高职业的求职意愿更强，就业占比相对更高，跨行业转换工作的跨度更大；在人工智能暴露程度较高的职业中，女性在工资和工作时间方面与男性的差距有所缩小。本文提示研究者应重视数字技术进步下机器对就业的负向“替代效应”及正向“赋能效应”的动态变化及性别差异。

关键词 就业 人工智能 自动化 性别差异 数字技术

一 引言

随着互联网、工业机器人、大数据、人工智能等数字技术的迅速发展和迭代，它们对劳动力市场的影响成了文献关注的焦点。在“基于任务”的工作模型（Autor et al., 2003）基础上发展起来的大量文献，强调不同就业群体受到技术冲击存在较大差异，进而解释了数字技术大量替代发达国家中从事常规或操作工作的中等技能劳动岗位所导致的“就业极化”现象（Autor & Dorn, 2013）。近年来，关于中国劳动力市场的相关研究层出不穷（王林辉等，2022b；王永钦、董雯，2020；周广肃等，2021），发现数字技术产生了明显的劳动替代效

* 李力行，北京大学中国经济研究中心、北京大学国家发展研究院，电子邮箱：lilixing@nsd.pku.edu.cn；莫怡青（通讯作者），北京大学国家发展研究院，电子邮箱：yqmo2017@nsd.pku.edu.cn。本文系国家自然科学基金重点项目（批准号：22AJY002）的阶段性成果。

应，负面影响主要作用于低技能劳动者，劳动岗位也呈现出从常规向非常规转换的趋势。

然而，数字技术具有多样性，并且处于持续演进之中。以工业机器人为代表的自动化技术和以计算机软件技术为代表的信息化技术的共同特点是“预先代码化”，擅长完成常规、重复性的任务。而人工智能在数据收集和整理能力的基础上，已经发展出逻辑思考能力和“预测”能力，能够完成不易提前编码的非常规任务，这使其显著有别于前两者（Agrawal et al., 2019）。在基于任务的工作模型分析框架下，工业机器人主要替代体力类任务，计算机软件能够替代具有中等技能要求的任务，而人工智能则可以在要求较高的“决策”类任务中发挥作用，从而对高技能就业岗位产生替代作用。在数字技术不断演进的背景下，其所能完成的工作任务和所能替代的就业岗位发生了转变，对劳动力市场的冲击也各不相同。理解这些变化是制定劳动力市场相关政策的重要前提。

现有文献虽然注意到了数字技术之间的差异，但仅有少数研究考察了数字技术演进对不同劳动者差异化的影响（Ge & Zhou, 2020; Webb, 2020）。就中国劳动力市场上不同就业群体受到冲击的异质性这一话题而言，文献基本还局限于考察某种特定技术（如工业机器人），或是笼统地讨论“数字化转型”的影响，缺乏对数字技术演进过程以及不同就业者受到异质性影响这两个方面的考虑。本文选择性别维度作为劳动者异质性的切入点，试图回答如下问题：当数字技术不断演进，特别是人工智能技术迅速崛起后，就业的性别差异发生了怎样的变化？具体而言，在不同数字技术的冲击下，女性相对于男性，在就业数量、工资、工作时间和求职意愿方面呈现出怎样的特点？

本文在现有文献的基础上，构建了中国各类职业对工业机器人、计算机软件以及人工智能三种数字技术的暴露指数，并根据2005年、2010年、2015年三次全国人口普查（全国1%人口抽样调查）微观数据，计算不同年份、不同职业中女性就业人数的占比。结合上述两方面的信息，本文首先在职业层面描绘了女性就业比例与自动化、信息化和人工智能暴露程度的相关关系。研究发现，随着技术的演进，数字技术暴露度与女性劳动者占比呈现出更高的相关性。随后，使用2010–2020年间各轮次的中国家庭追踪调查（CFPS）数据，以及2005年全国1%人口抽样调查数据中的收入信息，检验了三种技术暴露指数与工资性别差异、工作时间性别差异等的相关关系。结果发现，在人工智能暴露程度更高的职业中，女性与男性的工资和工作时间差距更小。最后，本文使用来自某大型互联网招聘平台的简历投递数据，探究了在不同数字技术暴露程度下，不同性别就业者在工作经历和求职意愿上的差异。结果发现，在信息化和人工智能暴露程度较高的职业中，女性的求职意愿更高，跨行业转换工作的跨度更大。

本文的研究并非旨在严格识别因果关系，而是通过展示相关性，来佐证在数字技术

演进的背景下,就业市场性别差异所呈现的异质性。本文的贡献主要体现在两个方面。一是同时考虑了数字技术的差异及其对不同劳动者影响的差异,结合人口普查数据、家庭调查数据和简历数据,考察了数字技术进步对劳动力市场带来的分配效应,丰富了关于技术进步如何影响劳动力市场的研究,加深了对劳动力市场性别差距来源的理解。二是刻画了自动化、信息化、人工智能这几种具有代表性的数字技术的演进,结合现有研究构建了不同数字技术的暴露指数并进行了比较,加深了对数字技术进步的理解。

文章余下部分安排如下:第二部分介绍数字技术演进的背景并回顾已有相关文献;第三部分介绍数据与方法;第四部分从三个方面呈现实证结果,描述自动化、信息化和人工智能技术与就业性别差异的相关关系;第五部分总结全文并提出相关政策建议。

二 研究背景和文献回顾

(一) 数字技术的演进及其在替代劳动方面的特点

本文以自动化、信息化、人工智能技术为代表性数字技术进行研究。从中国相关政策的出台时间,可以初步窥见这几类数字技术的演进阶段。在自动化技术方面,2006年发布的《国家中长期科学和技术发展规划纲要(2006-2020年)》首次将智能机器人列为先进制造技术中的前沿技术,2013年《工业和信息化部关于推进工业机器人产业发展的指导意见》(工信部装〔2013〕511号)促进了工业机器人的应用。在信息化技术方面,2013年发布的《国务院关于印发“宽带中国”战略及实施方案的通知》(国发〔2013〕31号)标志着涉及互联网与信息通信的新型基础设施项目的大规模实施,随后的2014-2016年间出现了三批试点城市,助力中国产业数字化升级和数字产业化发展。在人工智能技术方面,2017年国务院印发《新一代人工智能发展规划》(国发〔2017〕35号),提出了中国成为世界主要人工智能创新中心的战略目标。

政策的出台背后,是相关数字技术在中国的迅速发展和应用。在工业机器人方面,2013-2017年间中国工业机器人安装量年均增长36%(赖德胜等,2018)。据国际机器人联合会的统计,中国在2016年成为最大的工业机器人存量国家,截至2019年存量接近80万台。在信息化方面,一方面,计算机在工作中日益普及,2016年已有58%的城市职工在工作中需要使用计算机(都阳等,2023);另一方面,信息化基础设施持续增加,2020年互联网普及率已达64.5%^①。在人工智能方面,2015年以后,中国人工智能

^① 参见 https://www.cac.gov.cn/2021-02/03/c_1613923423079314.htm。

相关专利申请数量及申请专利的上市公司数量均迎来高速增长（姚加权等，2024）。人工智能相关技术在近几年迅速迭代，尤其是2022年底大语言模型的爆发，开启了生成式人工智能影响经济社会各行各业发展的新篇章。总体来看，自动化和信息化技术在中国产业发展中得到广泛应用的时间为2010年代早期，而人工智能技术的采纳大致滞后5~10年，在一定程度上体现了技术演进的特征。

本文选择工业机器人作为自动化技术的代表，计算机软件作为信息化技术的代表。在“基于任务”的工作模型下，工作的替代发生在“任务”层面（Autor et al., 2003）。因此，包括工业机器人、计算机软件、人工智能在内的各种数字技术，其共性在于代替人类完成某些工作任务，而差异性则体现在所完成工作任务的特征不同。工业机器人的特点是提供动力，擅长完成移动、组装等操作性任务；计算机软件的特点是“预先代码化”，适合进行常规、易编码的任务；而人工智能的“算法”不同于计算机软件的“代码”，具备自我学习和优化的能力，因此能够完成不易提前编码的非常规、认知类任务。由于不同劳动者擅长的工作任务不同，其暴露于这几种数字技术的程度也大不相同，导致技术冲击带来的分配性效果存在差异。参考现有文献，表1系统总结了三种数字技术的特点、擅长的任务、可替代的工作，以及它们对不同群体的影响。从性别差异的角度看，男性从事的职业更易暴露于机器人技术，而女性从事职业的人工智能技术暴露更高。

表1 三种典型数字技术的对比

对比维度	工业机器人	计算机软件	人工智能
典型特点及擅长完成的任务	重复性、常规、低技能、体力工作	常规、易编码工作	能自主学习、检测和预测，具备逻辑思考，可完成结构化、多步骤、非常规任务
替代的典型工作	清洗、移动、焊接、组装等制造业工作	记录、存储、产生信息、执行程序等	实验员、分析测试员、放射科医师等
关键投入	资本	软件	数据和人力资本
受影响的群体特点	低学历、低工资、年轻劳动者	中等工资收入的劳动者	高技能、中年劳动者
不平等方面的含义	就业极化：发达国家中从事常规类或操作性工作的中等技能劳动岗位减少，从而扩大了不平等		可能降低工资收入在90分位和10分位之间人群的不平等
性别差异	女性在体力劳动上有相对劣势，其职业的机器人暴露度更低	女性平均来说有更强的脑力技能，计算机主要是替代脑力技能，因而女性受信息化的影响相对更大；此外，女性在涉及人际沟通的任务上具有比较优势，这些任务并非计算机软件所擅长，因此女性职业的信息化暴露度也可能较小	女性在逻辑思考方面有一定的比较优势，因而其职业的人工智能技术暴露度更高

资料来源：根据Agrawal et al.（2019）、Autor et al.（2024）、Autor & Dorn（2013）、Bahina et al.（2024）、Brynjolfsson et al.（2018）、Ge & Zhou（2020）和Webb（2020）等文献总结得到。

（二）文献综述

讨论数字技术对劳动力市场影响的文献主要在“基于任务”的工作模型框架下展开（Acemoglu & Autor, 2011; Autor et al., 2003）。Autor et al.（2003）依据任务的常规属性和分析交互属性区分不同类型的工作任务，发现常规任务更易被计算机取代。Autor & Dorn（2013）进一步指出，自动化会大量替代发达国家中从事常规类工作以及从事非认知类（操作性）工作的中等技能劳动岗位，从而出现“就业极化”现象。这一文献的特点是将职业视为任务的组合，将技能视为劳动者执行各种任务的禀赋。因此，技术对劳动的替代或互补问题，可以从任务和技能匹配的角度加以考察。

技术对劳动可能产生负向的替代效应、正向的赋能效应以及创造效应（Agrawal et al., 2019）。哪些劳动者会受到哪一类技术进步的影响，取决于技术的特点、劳动者的技能禀赋，以及劳动力市场上供求双方的适应性调整，这在很大程度上是一个有待数据验证的经验问题，在不同的劳动力市场很可能会有不同的结果。针对中国劳动力市场，都阳等（2017）通过工作任务法深入探讨了工作任务的配置对技能需求的作用。王林辉等（2022a）区分了多达15种任务属性，并对不同职业的可替代风险进行了细致分析。王永钦和董雯（2023）将美国职业信息网络（O*NET）的职业分类框架应用于中国，研究了技术进步对中国劳动力市场的影响，揭示了就业极化、新职业分布不对称等特征。王春超和聂雅丰（2023）对经验研究中的发现进行了综述。

不同地区和不同劳动者群体使用数字技术的机会不均衡，从而产生“数字鸿沟”，进而导致数字技术对不同群体的影响存在异质性，即劳动者从技术进步中获益或受损的程度存在较大差异（Wei et al., 2011）。具体到性别维度，现有文献主要分析数字技术对女性劳动参与和工资水平的影响。Gómez et al.（2014）发现，信息和通信技术的使用显著提升了就业概率，且对女性的影响更大，有助于女性更好地平衡工作与家庭。Dettling（2017）利用微观调查数据发现，家庭高速互联网使已婚女性的劳动参与率提高了4.1个百分点，而对男性和单身女性没有影响。Aksoy et al.（2021）使用来自20个欧洲国家的数据发现，机器人的采用扩大了性别收入差距，从事中高技能职业的男性更多地从自动化进程中获益。Aly（2022）综合25个发展中国家的数据，发现数字化转型指数与国家的经济发展、劳动生产率和就业率均呈正相关，并预计数字技术的发展将为女性提供更多工作机会。许健等（2022）发现，工业机器人的应用提高了中国男女性劳动力的工资水平，且有助于缩小性别工资差距。张勋等（2023）从家庭分工的视角发现，数字经济的发展通过强化丈夫在工作上和妻子在家务上的比较优势，加剧了家庭时间配置的性别差异。陈华帅和谢可琴（2023）发现，数字经济对女性就业的促进作用大

于男性，可以缩小性别就业差异。李文超等（2023）建立的一般均衡模型同时考虑了生产部门和家庭部门受到数字技术的影响，并在此基础上讨论了劳动参与的性别平等问题。

关于就业性别差异的文献，可以从劳动力市场的供给侧或需求侧切入，而以劳动力市场歧视为代表的外在原因，以及以技能禀赋差异为代表的内在原因，是研究的重点（Olivetti et al., 2025）。关于男女技能禀赋差异以及技术冲击对这种差异的放大效应的研究，着力于细致地区分技能和工作任务。Lindley（2012）利用英国数据指出，在1997年至2006年间，尽管女性接受高等教育的比例已经显著增长，但由于她们欠缺技术变革环境下所需的相应技能（如金融和计算机技能），其就业整体上受到了负面影响。Genz & Schnabel（2023）利用德国的“雇主-雇员”匹配数据，考察企业首次引入数字技术对男性和女性就业的影响，发现女性受到的负面影响更为显著，尤其是在非常规任务的职业中，表明数字化带来的就业调整具有显著的性别偏向性。

在中国背景下，郝翠红和李建民（2018）使用中国综合社会调查数据与省级技术进步数据，发现数字进步更有助于缩小受教育程度低、职业技能水平低的劳动力的性别工资差距。魏下海等（2018）分析广东省制造业“企业-工人”匹配调查数据，发现工厂车间的生产线升级给女性带来了比男性更多的工资增长，原因是生产线降低了岗位对运动能力的要求、增加了对认知技能的需求，从而提升了对女性认知技能的回报。刘琼等（2020）利用世界银行调查数据，考察了不同类型工作任务回报的性别差异，发现无论教育程度高低，女性在人际互动型任务上的回报均远高于男性。李建奇（2022）使用中国劳动力动态调查数据，匹配美国劳工部O*NET职业任务数据库中的职业技能，发现数字化通过激发女性社交技能优势，显著促进了女性就业。余玲铮等（2021）通过分析同一数据发现，在已使用机器人的企业中，执行非常规任务的女工占比尤其低。孙早和韩颖（2022）指出，人工智能发展在增加低技术工业部门对女性劳动力需求的同时，也增加了高技术工业部门对男性劳动力的需求，从而缩小了低技术工业部门、扩大了高技术工业部门的性别工资差距。王林辉等（2022a）对男性劳动占比、年龄、教育等特征与人工智能技术的职业可替代率的关系进行了分析，发现职业内的就业性别比例与可替代率的相关性不显著。

上述发现背后的经济逻辑在于，技术进步导致企业对不同技能需求的变化（体现为不同技能的影子价格的相对变化）与不同劳动者技能供给之间的相互作用。随着技术的发展，认知类技能的回报相对提高，女性在认知技能和完成非常规任务方面的优势得以凸显。然而，现有文献对数字技术影响就业性别差异的考察，大多局限于某一种数字技术（如互联网、工业机器人），或是将平台经济发展下零工就业的兴起视为一种冲击

(谢富胜等, 2022), 往往没有考虑到数字技术的变化和差异, 难以刻画数字技术演进背景下就业的性别差异、年龄差异、技能群体差异等特点。考察不同技术在就业替代方面差异的代表性研究是 Webb (2020), 其通过比较专利语料库和职业工作内容语料库, 构建了新技术在多大程度上与现有职业“重合”并有可能“取代”后者的指标, 并使用相同的研究设计, 对不同技术变革(机器人、软件、人工智能)应用了相同的方法, 从而能够对不同技术进行比较。Ge & Zhou (2020) 分析了1990年至2015年间工业机器人和计算机对美国各区域劳动力市场性别工资差距的影响, 发现机器人的使用减小了男女性别工资差距, 而计算机的应用则扩大了性别工资差距。Agrawal et al. (2023) 在讨论各类通用目的技术时也指出, 由于计算机技术和人工智能技术具备不同的技术属性, 企业在采用这两类技术的路径上存在显著差异。本文的研究正是借鉴了这支文献的思路, 结合现有各类数字技术暴露指数的测算方法(Felten et al., 2021; Frey & Osborne, 2017; Webb, 2020), 基于中国的数据, 刻画了自动化、信息化、人工智能这几种有代表性的数字技术的演进, 以考察各类数字技术对中国劳动力市场上就业性别差异的影响。

三 数据和方法

(一) 数字技术暴露指数的构建

本文的实证分析主要在职业层面展开, 核心在于考察各类职业的数字技术暴露程度与其就业性别差异之间的相关关系。分析中关键的解释变量是每种职业对各类数字技术的暴露程度。按照 Staneva & Elliott (2023) 的总结, 构建数字技术暴露指数的技术路线包括基于工作任务、基于专利、基于岗位招聘、基于技能标尺、基于技能五种方法。其共同做法是结合标准化量表、专家评分、模型预测、众包等手段, 比较技术与人之间的相似度, 估算技术在多大程度上能够完成原本由人工进行的工作。现有文献基于美国劳动力市场的特征, 按照上述五种技术路线, 已经构建了一系列技术暴露指数。值得指出的是, 由此思路构建的暴露指数的大小并不能直接理解为职业被数字技术替代的可能性, 因为新技术的出现也会对现有职业起到“增强”的作用, 并可能创造新的工作内容(Autor et al., 2024)。因此, 职业层面的数字技术暴露程度更多反映的是职业特性, 其对就业的影响取决于个体面对冲击时所作出的反应与调整。

现有文献中的技术暴露指数在构建方法上存在一定差异。本文对文献进行了广泛的搜寻和比对, 最后选定了三种文献中广泛使用且近年来在技术进步过程中具有代表性的数字技术, 分别是以工业机器人为代表的自动化技术、以计算机软件为代表的信

息化技术和人工智能技术。在工业机器人方面，本文选取 Webb（2020）构建的机器人暴露指标，其使用了美国劳工部 O*NET 职业任务数据库与专利数据库，根据工作任务描述的文本和专利的文本之间的重叠来衡量该任务被机器人取代的可能性。在计算机和软件技术方面，本文采取 Frey & Osborne（2017）的方法利用 O*NET 数据估计得到各职业被“计算机化”的概率，覆盖美国劳工部六位标准职业代码（SOC）下的 702 种职业。在人工智能方面，Felten et al.（2021）基于 2010 年以来人工智能取得进展的 10 个应用领域，评估了人工智能与 O*NET 数据库中能力量表各项指标的相关性，计算得到了职业层面的人工智能暴露指数。表 2 展示了以上三种数字技术暴露指数的原始数据的描述性统计（基于六位 SOC 代码）^①。图 1 通过散点图展示了三种数字技术暴露指数之间的相关性。可以看出，自动化暴露指数与信息化暴露指数呈正相关（相关系数为 0.34），而人工智能暴露指数与前两者均呈负相关（相关系数分别为-0.52 和-0.34），说明人工智能技术与自动化和信息化技术相比存在明显差异。

表 2 三种数字技术暴露指数的描述性统计

数字技术暴露指数	职业数量	均值	方差	最小值	最大值
自动化（Webb，2020）	772	0.524	0.589	0.008	4.524
信息化（Frey & Osborne，2017）	702	0.536	0.368	0.003	0.990
人工智能（Felten et al.，2021）	742	0.672	0.035	0.559	0.731

资料来源：根据 2010 年全国人口普查和 2005 年、2015 年全国 1% 人口抽样调查数据计算得到。

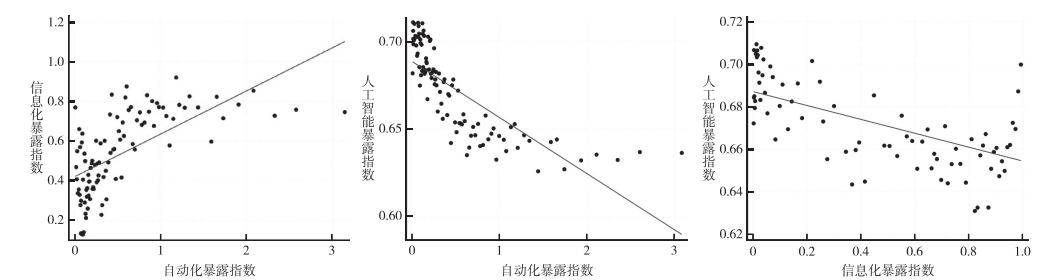


图 1 三种数字技术暴露指数两两之间的散点图

注：自动化暴露指数、信息化暴露指数、人工智能暴露指数分别根据 Webb（2020）、Frey & Osborne（2017）、Felten et al.（2021）测算。

资料来源：根据 2010 年全国人口普查和 2005 年、2015 年全国 1% 人口抽样调查数据计算得到。

^① 本文后续的匹配工作将基于四位 SOC 代码展开，四位 SOC 代码的暴露指数由六位 SOC 代码的指数值取算术平均得到。为了保证指数间的可比性，在后续分析中对三个指数统一进行了标准化处理。

(二) 微观数据介绍

本文考察的对象是劳动力市场上就业表现和求职行为的性别差异，为此将综合使用人口普查数据、家庭调查数据和简历数据。具体而言，本文首先使用2005年、2010年、2015年三轮全国人口普查或全国1%人口抽样调查微观数据考察各类职业的男女就业总量。其中，2005年全国1%人口抽样调查数据包含2585481位居民，女性占比49.85%，就业人口占比53.7%，约54%的人从事农业。2010年全国人口普查数据包含4400367位居民，女性占比49.02%，就业人口占比57.7%，农业相关职业约占37%。2015年全国1%人口抽样调查数据包含1371252位居民，女性占比48.75%，就业人口占比50.7%，约32%的人从事农业。

此外，本文使用了北京大学中国社会科学调查中心组织开展的中国家庭追踪调查（CFPS）2010–2020年成人数据库。CFPS基线调查始于2010年，此后每两年进行一轮追踪调查，样本覆盖全国25个省、162个县、635个村庄（社区）的14798个家庭。分层多阶段的抽样设计使CFPS数据具有全国代表性。本文主要关注其中约占60%的就业群体的劳动情况。调查数据涵盖了受访者的社会学特征及工作相关信息，包括所从事的行业、职业、工作时间、工资、福利待遇等。本文合并了2010–2020年六轮CFPS数据，保留处于就业状态的观测值，共51392个。表3展示了样本的描述性统计信息，其中女性占比约47%，平均年龄约41岁，57%居住于城市，平均受教育年限为9.2年，81%为已婚或同居状态，平均正在养育约0.6个未成年子女，37%的受访者父亲受过初中及以上教育，20%的受访者母亲受过初中及以上教育。对于分别有工资和工作时间记录的受访者，计算得平均年薪约为34751元，平均每周工作时长约44.4小时。

表3 CFPS数据描述性统计

变量	观测值	均值	方差
工资（元/年）	29786	34750.645	42464.497
工作时间（小时/周）	40227	44.428	25.150
性别（女性=1）	51392	0.469	0.499
年龄	51390	40.801	13.548
居住地域（城市=1）	49947	0.575	0.494
教育年限	48652	9.236	4.405
婚姻状态（已婚/同居=1）	51392	0.812	0.391
未成年子女数量	51392	0.622	0.822
父亲教育程度（初中及以上=1）	37072	0.368	0.482
母亲教育程度（初中及以上=1）	38483	0.205	0.404

资料来源：根据2010–2020年中国家庭追踪调查数据计算得到。

为了反映劳动力供给端的最新趋势以及劳动者在技术进步下的求职行为，本文还使用了国内某大型互联网招聘平台提供的求职者简历抽样数据。该招聘平台是国内领先的在线招聘平台之一，占在线招聘行业的市场份额超过 1/4，用户的地理位置分布覆盖国内所有大中城市。虽然用人单位在招聘平台上发布的广告能够反映劳动力需求端的情况，但由于相关法律规定对招聘广告中性别要求的限制，无法通过招聘广告数据直接识别出针对特定性别的劳动力需求，因此本文利用求职者的简历和简历投递数据，从劳动供给的角度考察不同性别求职群体的职业分布以及求职意愿。本文使用的样本包括 2018–2022 年期间每年随机抽取的 2 万名求职者，主要信息包括年龄、性别、教育程度、当前和历史上的工作行业和职业，以及他们在该招聘平台上的简历投递记录。样本中女性占比为 47%，21~25 岁群体约占 35%，26~30 岁群体占 29.3%，31~35 岁群体占 17.4%，仅有约 7% 的用户年龄高于 35 岁。同时，样本中大专学历的比例约为 36%，本科学历的比例约为 43%。可以看出，简历数据主要反映的是受过较高教育的中青年群体^①。

（三）职业的匹配及技术暴露指数比较

在本文使用的三次全国人口普查或全国 1% 人口抽样调查数据中，2005 年数据报告了两位数的中国标准职业分类代码（CSCO，共 79 类），2010 年数据报告了三位数的 CSCO 1999 代码（共 409 类），2015 年数据则报告了五位数的 CSCO 2009 代码（共 437 类）。在 CFPS 数据中，职业编码采用了五位数的 CSCO 和国际标准职业编码（ISCO）。由于数字技术暴露指数的测算均基于 SOC 职业代码，本文需要将其与中国的标准职业代码进行匹配。本研究参考周广肃等（2021）的方法，以国际标准职业分类 ISCO 为中介，分三步进行匹配：第一，根据美国劳工部劳工统计局（BLS）提供的对应代码将 SOC 2010 与国际标准职业分类代码 ISCO 2008 进行对应；第二，根据国际劳工组织（ILO）提供的对应代码将 ISCO 2008 与 ISCO 1988 进行对应；第三，根据 CFPS 提供的匹配标准，将 ISCO 1988 与中国标准职业分类 CSCO 进行对应。最终，每类 CSCO 代码可以匹配上一个或多个 SOC 2010 职业代码，将后者对应的数字技术暴露指数取平均值，就可以得到该 CSCO 职业的技术暴露得分^②。

-
- ① 互联网招聘平台的业务主要集中在城市地区，所服务的求职者具有年轻、高学历、收入水平较高等特点，在代表性方面存在一定局限性。但就新技术的影响而言，该群体是研究的重点对象。
- ② 将中国职业与美国职业进行匹配，并为中国不同职业构建技术暴露指数，是文献中通用的做法。其优势在于方法简便且具有国际可比性，能够充分利用 O*NET 等数据库中大量标准化的工作信息。这一做法的前提假设是中美相同职业的工作内容具有相似性，因此存在一定局限性。在进一步的分析中，本文对中美职业的匹配进行了进一步讨论，并在大语言模型的辅助下筛选出匹配质量较高的职业，对该部分子样本进行了稳健性分析，结果显示基于此匹配方法的后续分析保持稳健。限于篇幅，对这部分结果感兴趣的读者可以联系作者索取。

表 4 列出了三位数 CSCO 职业代码所对应的三种数字技术暴露指数（按照自动化暴露程度，分别列出了暴露度最低和最高的 10 个职业）。其中，“翻译”职业的自动化暴露指数最低，信息化暴露指数也较低，但人工智能暴露指数很高；“包装人员”职业的自动化暴露指数很高，信息化暴露指数较高，人工智能暴露指数则很低。这两个例子体现了人工智能技术与前两类技术的显著区别。然而，自动化暴露指数和信息化暴露指数之间的正相关关系在少部分职业中也存在例外，例如，“审计”职业的自动化暴露程度低，但信息化暴露程度高。从直观上看，这主要体现了自动化更多涉及体力劳动，而审计工作更多依赖计算机软件等信息技术。

表 4 中国标准职业分类对应的三种数字技术暴露指数

CSCO-1999 职业代码	职业类型	自动化暴露程度	信息化暴露程度	人工智能暴露程度
自动化暴露程度最低的 10 个职业				
275	翻译	-0.852	-0.423	0.620
412	推销、展销人员	-0.793	1.180	-0.373
232	检察官	-0.787	-1.360	1.301
280	宗教职业者	-0.770	-1.410	0.847
254	乐器演奏员	-0.764	-1.414	0.677
111	哲学研究人员	-0.763	-0.260	0.620
410	购销人员	-0.751	-0.069	-0.004
214	审计人员	-0.737	1.099	1.613
272	编辑	-0.729	-1.156	0.904
271	记者	-0.725	-0.761	1.095
自动化暴露程度最高的 10 个职业				
415	废旧物资回收利用人员	1.459	-0.152	-0.458
677	运输车辆装配人员	1.598	0.691	-0.741
683	装甲车辆装试人员	1.598	0.691	-0.741
914	水上运输设备操作及有关人员	1.618	0.515	-0.827
615	钻井人员	1.799	0.435	-1.106
915	起重装卸机械操作及有关人员	2.224	-0.152	-0.444
484	环境卫生人员	2.401	0.773	-1.366
991	包装人员	2.595	0.460	-1.486
923	废物处理人员	2.751	1.071	-1.195
591	农林专用机械操作人员	4.166	0.691	-0.600

资料来源：根据 2010 年全国人口普查和 2005 年、2015 年全国 1% 人口抽样调查数据计算得到。

在本文使用的求职者简历数据中，职业代码包含了 20 个一级职业、164 个二级职业、1782 个三级职业，其中部分职业间仅存在表述上的细微差异（如“人力资源经理”和“人力资源主管”）。本文首先使用招聘平台为招聘广告所设定的约 900 个职业小类，

将其与四位 SOC 代码进行人工比对和匹配。随后，将简历数据中的三级职业与招聘广告的职业小类进行匹配，其中有 877 个三级职业能够得到精确匹配。剩余部分参考 Raffo & Lhuillery（2009）的做法采用基于字符串的匹配技术进行模糊匹配^①。最后，将匹配后的职业小类对应到相应的 SOC 代码，得到三种数字技术的暴露指数。通过上述方法，成功获得了简历数据中 1521 个三级职业所对应的数字技术暴露指数。

表 5 列出了简历数据中三级职业所对应的三种数字技术暴露指数（按自动化暴露程度，分别列出了暴露程度较低和较高的 5 个代表性职业）。木工、机电技师、包装工、卡车司机、家政人员等职业的自动化暴露程度很高，但信息化和人工智能暴露程度较低。而信息技术（IT）工程师相关职业、产品经理相关职业、律师类职业的人工智能暴露程度很高，但自动化和信息化暴露程度较低。会计职业的自动化暴露程度较低，但信息化暴露程度较高。教师职业的自动化和信息化暴露程度很高，人工智能暴露程度则相对较低（0.33）。

表 5 简历数据所对应的三种数字技术暴露指数

职业类型	自动化暴露程度	信息化暴露程度	人工智能暴露程度
自动化暴露程度较低的 5 个代表性职业			
IT 工程师相关职业	-0.803	-1.360	1.102
产品经理相关职业	-0.788	0.270	0.876
教师职业	-0.770	-1.379	1.377
会计职业	-0.720	-1.176	0.329
律师职业	-0.636	-0.702	1.318
自动化暴露程度较高的 5 个代表性职业			
木工	0.537	0.180	-0.898
机电技师	0.920	0.552	-1.034
包装工	2.138	0.549	-1.330
卡车司机	2.269	0.740	-0.997
家政人员	2.629	0.628	-1.687

资料来源：根据某互联网招聘平台简历数据计算得到。

由图 1、表 4 和表 5 可以看出，同一职业对应的自动化、信息化和人工智能暴露程度存在较大差异，这意味着在考虑数字技术对劳动就业的影响时，应重视不同类型数字技术的区别。

① 根据字符串匹配技术，两个不同的文本字符串之间可以获得 0~1 的匹配得分。匹配得分为 1 表示完全相似，匹配得分较低则表示文本相似度较低。本文首先保留匹配得分高于 0.6 的匹配结果，随后从中筛选得分排名前五的匹配结果（得分较为接近）。对于没有匹配结果的样本，进一步针对二级职业名称文本采用相同方法进行模糊匹配。

四 实证分析与结果讨论

本节依次利用2005年、2010年、2015年三次全国人口普查或全国1%人口抽样调查微观数据以及2010–2020年CFPS调查数据、2018–2022年某招聘平台求职者抽样数据，估计不同数字技术暴露程度与各职业的就业数量、工资、工作时长、求职意愿等在性别维度上呈现出的差异的相关性。

（一）人口普查数据

本文首先使用2005年、2010年、2015年三次全国人口普查/全国1%人口抽样调查数据，在同一行业（ j ）内部加总各职业（ o ）对应的男性和女性就业人数，得出该职业中的女性比例（ $Female_fraction_{oj}^t$ ），然后对每种职业对应的标准化后的数字技术暴露指数（ $Exposure_o$ ）进行分年度的回归分析。在回归中，本文控制了两位数行业、受教育程度、城乡户口（ X_j ），这意味着比较的对象是属于同一单元群体中的不同职业人群。具体模型如下：

$$Female_fraction_{oj}^t = \alpha + Exposure_o \beta^t + X_j + \varepsilon_{oj} \quad (1)$$

图2展示了模型（1）中系数 β 的估计结果，不同职业中女性就业占比与三类数字技术暴露程度的相关系数存在明显差异。自动化技术暴露程度越高的职业，女性从业者占比在2005年和2015年均显著更低。2005年数据的回归结果显示，自动化技术暴露

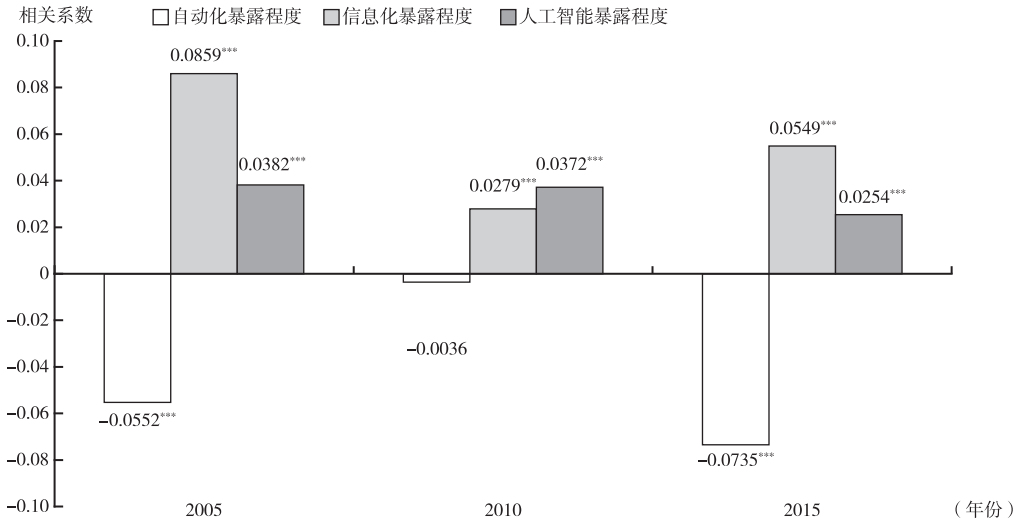


图2 各职业中女性就业比例与数字技术暴露程度的关系

注：本图展示了模型（1）中技术暴露指数的回归系数；***、**和*分别代表1%、5%和10%的显著性水平。

资料来源：根据2010年全国人口普查和2005年、2015年全国1%人口抽样调查数据计算得到。

程度每提高一个标准差，女性从业者占比减少 5.5%。但对于信息化技术而言，职业的技术暴露程度与女性从业者比例在各年份均呈显著正相关。2005 年数据的回归结果显示，信息化技术暴露程度每提高一个标准差，女性从业者占比增加 8.6%。可以看出，与信息化技术类似，人工智能技术暴露程度越高，女性就业占比也越高。然而，考虑到人工智能技术的发展相对较晚，Felten et al. (2021) 提出的人工智能暴露指数也是基于 2010 年以来人工智能取得进展的应用领域构建的，本文使用的人工智能暴露指数与 2005 年、2010 年样本中女性就业比例的关系参考价值有限。因此，关于人工智能暴露程度与女性就业比例的结果，应主要参考 2015 年的数据。

（二）CFPS 数据

工资和工作时间能在微观个体层面反映就业结果。接下来，本文使用 CFPS 2010–2020 年的六轮调查数据，考察不同数字技术暴露指数下在工资、工作时间方面的性别差异。被解释变量 (Y_{ijgot}) 包括各职业中个人的工资收入、每周工作小时数，解释变量包括标准化后的三种数字技术 (p) 暴露程度 ($Exposure_o^p$)、是否为女性的二元变量 ($Female_i$)，以及数字技术暴露程度与性别的交叉项 ($Exposure_o^p * Female_i$)。回归中的控制变量 X_{it} 包括受访者个人层面的变量年龄、居住地域的城乡标识、受教育年限、婚姻状况、未成年子女数量、父母受教育程度，受访者所在省份层面的变量人均地区生产总值、第三产业占地区生产总值的比重，以及年份（问卷轮次）的固定效应 (m_t)、行业的固定效应 (n_j) 和省份的固定效应 (h_g)，并在同一受访者层面聚类标准误。具体回归模型如下：

$$Y_{ijgot} = \alpha + \beta Exposure_o^p + \gamma Female_i + \delta Exposure_o^p * Female_i + X_{it}\theta + m_t + n_j + h_g + \varepsilon_{ijgot} \quad (2)$$

估计结果详见表 6。变量 $Female_i$ 前的系数均为负，表明女性的工资和每周工作时间均显著低于男性，这符合一般的劳动力市场规律。第二行的估计结果显示，自动化和信息化暴露程度越高的职业，平均而言从业者的工资更低，每周工作时间越长，这与文献中所指出“机器换人”的替代效应一致。与此形成对比的是，在同一行业大类中，人工智能暴露程度越高的职业，从业者的工资更高，每周工作时间也更短，这可能显示出了人工智能技术对就业的“赋能效应”，也说明技术暴露度高的人群其实际的就业结果并不一定会更负面。第三行交叉项的回归结果显示，当职业的自动化暴露程度增加一个标准差时，女性的工资相比于男性多下降 5.9%，工作时间每周少增加约 1 小时；当职业的信息化暴露程度增加一个标准差时，女性的工资相比于男性多下降 6.5%，工作时间减少约 1.4 小时；而当职业的人工智能暴露程度增加一个标准差时，女

性的工资相比于男性多增加约12%，工作时间每周少下降约1.2小时。上述结果表明，在自动化和信息化暴露程度较高的职业中，女性相比男性存在工资收入方面的劣势；而在人工智能暴露程度更高的职业中，女性从业者能够更好地获得人工智能技术的“赋能效应”，从而缩小与男性在工资和工作时间方面的差距^①。

表6 工资和工作时间与职业的数字技术暴露程度的关系

	工资（对数值）			每周工作时间（小时）		
	自动化	信息化	人工智能	自动化	信息化	人工智能
<i>Female</i>	-0.370*** (0.016)	-0.377*** (0.016)	-0.360*** (0.017)	-6.119*** (0.357)	-5.994*** (0.354)	-5.788*** (0.360)
<i>Exposure</i>	-0.060*** (0.012)	-0.085*** (0.012)	0.048*** (0.012)	0.881*** (0.289)	0.408 (0.253)	-0.961*** (0.255)
<i>Exposure*Female</i>	-0.059*** (0.016)	-0.0646*** (0.019)	0.119*** (0.017)	-1.039** (0.404)	-1.411*** (0.402)	1.240*** (0.340)
观测数	19128	19128	19128	23284	23284	23284
R ²	0.233	0.235	0.235	0.113	0.113	0.113
省份固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
行业固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
均值	10.037	10.037	10.037	45.610	45.610	45.610

注：括号中为在同一受访者层面聚类的标准误；***、**和*分别代表1%、5%和10%的显著性水平。

资料来源：根据2010–2020年中国家庭追踪调查和《中国统计年鉴》数据计算得到。

（三）简历数据

接下来，本文采用简历及简历投递数据探究男性和女性在求职意愿、工作经历、职业与行业转换方面的差异。图3按性别展示了三种数字技术暴露指数与历史工作职业、求职意愿及简历投递情况的关系。纵轴表示样本中求职者在相应职业中的工作经历数量、期望从事该职业的求职者数量以及对相应职业投递简历的数量，横轴代表自动化、信息化或人工智能暴露程度由低到高的五分位数，实线代表男性，虚线代表女性。左列三幅图的横轴为自动化暴露程度。从第一行可以看出，女性更多从事自动化暴露程度较低的职业（集中于一分位），随着自动化暴露程度的上升，男性从事相应职业的数量也逐步增加，直至接近女性的三倍。在求职意愿和简历投递方面，女性更集中于自动化暴露程度较低的职业（位于一至三分位），而男性求职方向则偏向于自动化

① 为了验证上述结论的稳健性，本文还采用了2005年全国1%人口抽样数据，利用其中包含的月收入信息，替代表6中的工资，重新进行了公式（2）的回归分析，估计结果与表6保持一致。

暴露程度较高的职业。中间列三幅图的横轴为信息化暴露程度，与左列三幅图呈现出截然不同的趋势：女性更多从事信息化暴露程度较高的职业（位于四至五分位），求职意愿和简历投递也更集中于信息化暴露程度较高的职业，而男性求职则集中于信息化暴露程度较低的职业（位于一至三分位）。右列三幅图的横轴为人工智能暴露程度。与中间列的趋势类似，在人工智能暴露程度位于一至四分位时，女性从事相应职业的数量以及对相应职业的求职意愿和简历投递均明显低于男性；仅在人工智能暴露程度最高的职业中（位于五分位），女性从事相应职业的数量、求职意愿和简历投递才更高。总体而言，女性求职者的工作经历更多集中于信息化和人工智能暴露程度较高的职业，同时对这些职业也表现出更强的求职意愿。这与人口普查数据揭示的特征是一致的。

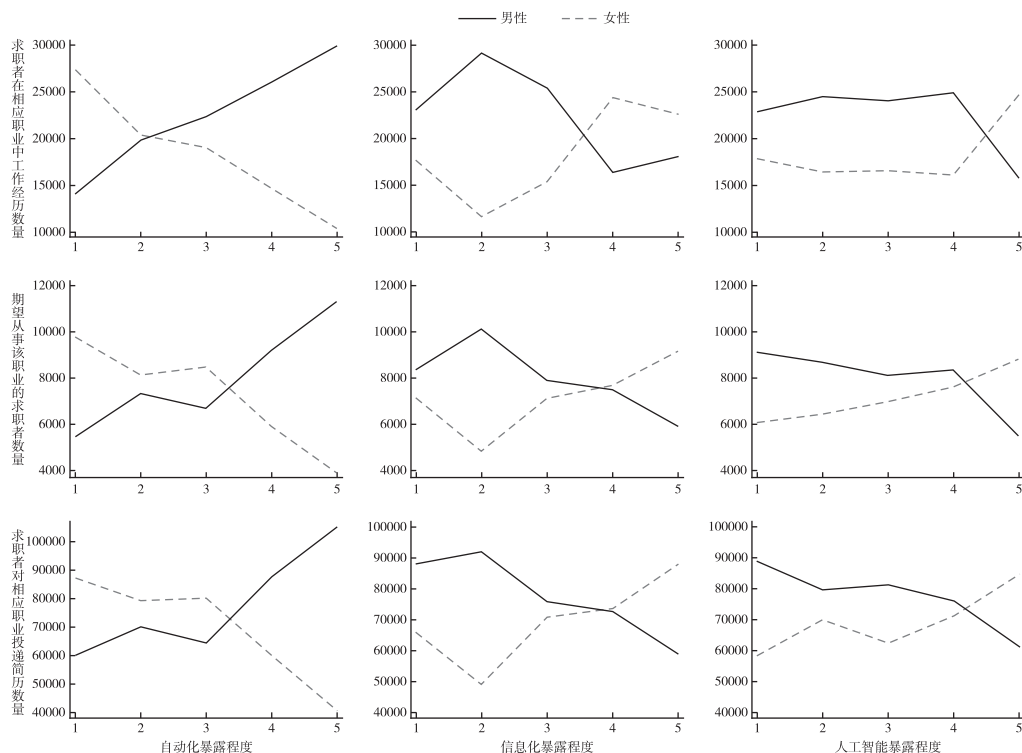


图3 男女求职者的职业经历、求职意愿和简历投递情况与数字技术暴露程度的关系

注：纵轴为样本中求职者在相应职业中工作经历的数量、期望从事该职业的求职者数量以及求职者对相应职业投递简历的数量；横轴代表自动化、信息化和人工智能暴露程度由小到大的五分位数；实线代表男性，虚线代表女性。

资料来源：根据某互联网招聘平台简历数据计算得到。

本文利用简历数据在个体层面构造了四个被解释变量 (Y_{ijot})，分别是行业转换、职业转换、简历投递的行业范围和职业范围^①。具体而言，当求职者期望的二级职业（行业）和最近一份工作的二级职业（行业）不同时，将“职业（行业）转换”定义为1，若相同则定义为0。另外，本文统计了求职者的所有简历投递记录中涉及的行业类型数量和职业类型数量，将其分别定义为求职者投递简历的行业范围和职业范围。核心解释变量的设定与模型（2）类似，分别为求职者最近一份职业所对应的数字技术暴露程度 ($Exposure_o^p$)、是否为女性的二元变量 ($Female_i$)，以及数字技术暴露程度与性别的交叉项 ($Exposure_o^p*Female_i$)。回归中控制了求职者的年龄、受教育程度，以及简历抽样年份的固定效应 (m_t) 和求职者最近一份工作行业的固定效应 (n_j)。采用普通最小二乘法进行估计。具体模型如下：

$$Y_{ijot} = \alpha + \beta Exposure_o^p + \gamma Female_i + \delta Exposure_o^p * Female_i + X_{it}\theta + m_t + n_j + \varepsilon_{ijot} \tag{3}$$

表7展示了行业/职业转换的估计结果。第（1）列和第（4）列的结果显示，当职业的自动化暴露程度上升一个标准差时，相较于男性求职者，女性求职者更不可能转换其期望工作的行业（低6.25个百分点），但更容易转换其期望从事的职业（高10.8个百分点）。第（2）列和第（5）列的结果显示，当职业的信息化暴露程度上升一个标准差时，相较于男性求职者，女性求职者转换其期望工作行业的概率高4.36个百分点，而转换其期望从事职业的概率低3.64个百分点。对于人工智能暴露程度，第（3）列和第（6）列中的交互项系数方向与信息化暴露程度的结果类似，但性别差异更加明显。当职业的人工智能暴露程度上升一个标准差时，相较于男性求职者，女性求职者转换其期望工作行业的概率高7.41个百分点，而转换其期望从事职业的概率低8.11个百分点。

表7 行业和职业转换与职业的数字技术暴露程度的关系

	行业转换			职业转换		
	自动化	信息化	人工智能	自动化	信息化	人工智能
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
<i>Female</i>	0.040*** (0.006)	0.087*** (0.005)	0.005 (0.007)	0.030*** (0.006)	-0.030*** (0.005)	0.056*** (0.007)
<i>Exposure</i>	-0.038*** (0.005)	0.022*** (0.004)	0.027*** (0.004)	-0.029*** (0.005)	-0.007 (0.004)	0.001 (0.004)
<i>Exposure*Female</i>	-0.063*** (0.010)	0.044*** (0.006)	0.074*** (0.006)	0.108*** (0.010)	-0.036*** (0.006)	-0.081*** (0.007)

① 求职者的简历投递数量呈现右偏分布，其中95%的求职者简历投递数量少于157次。本文剔除了投递数量在157次及以上的求职者样本，以避免其对估计结果产生较大影响。

续表

	行业转换			职业转换		
	自动化	信息化	人工智能	自动化	信息化	人工智能
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
观测数	69821	69779	69760	69821	69779	69760
R ²	0.085	0.086	0.088	0.066	0.066	0.067
行业固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
均值	0.585	0.585	0.585	0.582	0.582	0.583

注：括号中为标准误；***、**和*分别代表1%、5%和10%的显著性水平。

资料来源：根据某互联网招聘平台简历数据计算得到。

表8从简历投递记录中的行业范围和职业范围角度展示了性别差异。第（1）列和第（4）列显示，相比男性求职者，职业的自动化暴露程度每上升一个标准差，女性求职者投递简历时涉及的行业范围数约减少2个，而涉及的职业范围数约增加0.5个。第（2）列和第（5）列的结果显示，相比男性求职者，职业的信息化暴露程度每上升一个标准差，女性求职者投递简历的行业范围约增加1个，职业范围约减少0.16个。第（3）列和第（6）列展示的人工智能暴露程度与前者关系类似，但性别差异更加明显。每当职业的人工智能暴露程度上升一个标准差时，相比男性求职者，女性求职者投递简历的行业范围约增加1.7个，职业范围约减少0.35个。

表8 简历投递的行业和职业范围与数字技术暴露程度的关系

	投递行业范围			投递职业范围		
	自动化	信息化	人工智能	自动化	信息化	人工智能
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Female	0.017 (0.104)	1.478*** (0.089)	-0.524*** (0.120)	0.036 (0.045)	-0.178*** (0.039)	0.139*** (0.053)
Exposure	-0.656*** (0.097)	-0.040 (0.079)	0.680*** (0.078)	-0.378*** (0.042)	-0.164*** (0.035)	0.194*** (0.034)
Exposure*Female	-2.101*** (0.176)	0.951*** (0.106)	1.700*** (0.116)	0.496*** (0.077)	-0.162*** (0.046)	-0.347*** (0.051)
观测数	69821	69779	69760	69821	69779	69760
R ²	0.056	0.053	0.060	0.039	0.039	0.039
行业固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
均值	8.546	8.548	8.548	3.896	3.896	3.896

注：括号中为标准误；***、**和*分别代表1%、5%和10%的显著性水平。

资料来源：根据某互联网招聘平台简历数据计算得到。

综合上述结果可以看出,对于信息化和人工智能暴露程度较高的职业,相较于男性就业者,女性就业者转换职业的意愿较低,投递简历时尝试的职业范围更小,更倾向于在不同行业间进行职业转换。这一发现可以从技能专业化的角度进行解读。信息化和人工智能技术的应用通常涉及高度专业化的岗位。在这些岗位中,劳动者能够在工作中积累专业技能,其对应的职业范围虽然较窄,但在不同行业中的适用性较强。信息化和人工智能技术暴露度越高,女性相对于男性的行业转换“跨度”越大,说明女性就业者积累的专业技能在维持职业稳定性的同时,提升了在不同行业中寻求工作机会的可能性,体现了技术赋能的效果。

(四) 结果讨论

理解本节的发现,需要考虑不同数字技术之间的差异,以及劳动者、公司乃至整个市场所进行的适应性调整。前者可以被大致视为外生,主要体现技术进步的冲击;后者则更加内生,体现了经济主体行为相互作用后的均衡结果。综合来看,技术可以产生负向的“替代效应”、正向的“赋能效应”以及“创造效应”。

以工业机器人为代表的自动化技术主要针对重复性强的体力劳动,而男性在体力劳动中具有比较优势,因此在自动化暴露程度高的职业中,男性就业占比较高。自动化技术的运用对男性就业数量的冲击更大,但同时也会导致工厂减少对相关体力劳动和蓝领岗位的需求,这将进一步导致在这类岗位上具有比较劣势的女性在收入和福利方面受到相对更严重的冲击。

人工智能已经能够完成结构化、多步骤和非常规的预测性工作。本文发现,女性在人工智能暴露程度较高的职业中就业占比相对更高。随着人工智能新技术在工作中的广泛应用,相关经济活动的范围和种类不断扩大,促进了相关岗位的产生(“创造效应”),因此更有可能对人工智能暴露度高的人群产生赋能效应。这解释了为什么女性能够在人工智能暴露度高的职业中缩小甚至扭转与男性在工资和工作时间上的差距,以及为何她们对这类职业具有更强的求职意愿。赋能效应使女性能够在这些职业中积累专业技能,在维持职业稳定性的同时,提升了在不同行业寻求工作机会的可能性。这些结果与自动化技术的影响形成了鲜明对比。

信息化技术所起到的效果介于自动化与人工智能之间。在就业数量和求职意愿方面,信息化与人工智能的效果类似;在工资收入和劳动时间方面,信息化与自动化更为接近。这种对比可能反映了相关职业在任务特征和劳动力市场供求两个方面的特点:一是以计算机软件技术为代表的信息化技术,主要针对易于编码的常规认知型工作,这是女性具有比较优势的任务类型,因此有更多女性从事信息化暴露程度高的职业,

更多体现了职业任务特征这一因素的影响；二是信息化暴露度高的职业，其劳动力市场竞争更加激烈、劳动强度更高，社会家庭分工的差异以及职场中女性面临的“玻璃天花板”，使得女性无法投入与男性同样的工作时间，从而导致其在这类职业中存在工资方面的劣势。

五 研究启示与未来拓展

当前，随着前沿数字技术逐渐由自动化向信息化、人工智能转变，其主要影响群体也在发生变化。以大语言模型为代表的人工智能技术的快速发展与广泛应用，对白领和高薪职业产生了相对更为显著的影响，使这些以往较为“安全”的职业面临潜在的替代风险，这是劳动力市场出现的新趋势。本文通过描述数字技术暴露指数与就业性别差异的相关关系，指出不同数字技术具有不同特点，因此技术进步对具有不同人口学特征的就业人群的影响也会发生变化，对理解这一趋势具有启示意义。

本文发现，女性能够通过人工智能技术的赋能，缩小与男性在工资和工作时间方面的差距，这提示政策制定者可以充分利用新技术的应用来缩小就业中的性别差距。此外，利用新技术在发展中赋能弱势群体，进而缓解不平等问题，具有更广泛的政策含义。传统的再分配政策（例如累进的个人所得税）或平权措施（例如对特定弱势群体工作机会的强制规定）往往存在促进公平但损失效率的担忧。如果能够将人工智能新技术带来的红利直接惠及弱势群体，则可能同时促进公平与效率。此外，本文的研究设计具有一般意义，既适用于更细致的数字技术分类，也适用于性别以外的其他就业群体分组方式，如年龄、教育水平等。当技术对不同就业群体产生异质性影响时，相应的政策也需要有针对性。

应当承认，本文通过匹配中国和美国的职业名称为中国各个职业构建技术暴露指标的方法，需要假设相同职业在中国和美国的工作内容是类似的，这存在一定的问题。实际上，不仅中美两国相同职业可能具有不同的工作内容，随着时间推移和技术发展，同一职业的工作内容和所要求的技能也会发生变化。Atalay et al.（2020）发现，美国劳动力市场从日常认知和体力劳动向非日常互动和分析工作的转变，比以往研究发现的要大，总体变化的很大一部分发生在狭义的职业范围内。Deming & Noray（2020）利用招聘数据测算了职业内部的技能变化，发现对于技能变化较快的工作，劳动者在年轻时的收入更具优势，而在技能变化较慢的工作中，年龄较大的劳动者的相对报酬更高。这一研究表明，随着技术的变化，职业对技能的要求也会发生变化，这些变化对不同

特征劳动者的影响是不同的。鉴于此,关于数字技术如何影响劳动力市场的研究可以从如下角度继续深入。例如,发掘包含更丰富工作内容描述的招聘广告等数据(陈琳等,2024),构建基于中国职业具体工作任务的技术暴露指数(张丹丹等,2025),或刻画职业内容的演进(胡涟漪等,2024)。

参考文献:

- 陈华帅、谢可琴(2023),《数字经济与女性就业——基于性别就业差异视角》,《劳动经济研究》第2期,第84-103页。
- 陈琳、高悦蓬、余林徽(2024),《人工智能如何改变企业对劳动力的需求?——来自招聘平台大数据的分析》,《管理世界》第6期,第74-91页。
- 都阳、贾朋、程杰(2017),《劳动力市场结构变迁、工作任务与技能需求》,《劳动经济研究》第3期,第30-49页。
- 都阳、贾朋、朴之水(2023),《计算机使用的劳动力市场回报》,《经济学(季刊)》第2期,第748-766页。
- 郝翠红、李建民(2018),《技术进步、研发投入与性别工资差距——基于CGSS数据的实证分析》,《贵州财经大学学报》第5期,第44-54页。
- 胡涟漪、盖庆恩、朱喜、郭士祺(2024),《中国职业技能结构转型:任务内容的视角》,《经济研究》第1期,第188-207页。
- 赖德胜、李长安、孟大虎、陈建伟等(2018),《中国劳动力市场发展报告2017:迈向制造强国进程中的劳动力市场挑战》,北京:北京师范大学出版社。
- 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。
- 李文超、易君健、俞秋亮(2023),《数字经济对我国劳动参与中性别平等的促进效应》,北京大学中国经济研究中心讨论稿系列,编号:C2023003。
- 刘琼、乐君杰、姚先国(2020),《工作任务回报与性别工资差距》,《人口与经济》第4期,第98-111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。

- 王春超、聂雅丰（2023），《数字经济对就业影响研究进展》，《经济学动态》第4期，第134-149页。
- 王林辉、胡晟明、董直庆（2022a），《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60-78页。
- 王林辉、钱圆圆、赵贺（2022b），《人工智能技术、个体能力与劳动工资：来自认知和非认知能力视角的经验证据》，《东南大学学报（哲学社会科学版）》第4期，第58-69页。
- 王永钦、董雯（2020），《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》，《经济研究》第10期，第159-175页。
- 王永钦、董雯（2023），《中国劳动力市场结构变迁——基于任务偏向型技术进步的视角》，《中国社会科学》第11期，第45-64页。
- 魏下海、曹晖、吴春秀（2018），《生产线升级与企业内性别工资差距的收敛》，《经济研究》第2期，第156-169页。
- 谢富胜、江楠、匡晓璐（2022），《零工经济如何改变性别工资差距——基于家庭与市场的双重视角》，《经济理论与经济管理》第11期，第10-25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。
- 姚加权、张鲲鹏、郭李鹏、冯绪（2024），《人工智能如何提升企业生产效率？——基于劳动力技能结构调整的视角》，《管理世界》第2期，第101-116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。
- 张丹丹、于航、李力行、胡佳胤、莫怡青、李泓宇（2025），《中国人工智能技术暴露度的测算及其对劳动需求的影响——基于大语言模型的新证据》，《管理世界》待刊。
- 张勋、杨紫、谭莹（2023），《数字经济、家庭分工与性别平等》，《经济学（季刊）》第1期，第125-141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 & David Autor (2011). Skills, Tasks and Technologies: Implications for Employment and Earnings. In David Card & Orley Ashenfelter (eds.), *Handbook of Labor*

- Economics (Volume 4, Part B)*. Amsterdam: North Holland, pp. 1043–1171.
- Agrawal, Ajay, Joshua Gans & Avi Goldfarb (2019). Artificial Intelligence: The Ambiguous Labor Market Impact of Automating Prediction. *Journal of Economic Perspectives*, 33 (2), 31–50.
- Agrawal, Ajay, Joshua Gans & Avi Goldfarb (2023). Similarities and Differences in the Adoption of General Purpose Technologies. *NBER Working Paper*, No. 30976.
- Aksoy, Cevat, Berkay Özcan & Julia Philipp (2021). Robots and the Gender Pay Gap in Europe. *European Economic Review*, 134, 103693.
- Aly, Hussein (2022). Digital Transformation, Development and Productivity in Developing Countries: Is Artificial Intelligence a Curse or a Blessing? *Review of Economics and Political Science*, 7 (4), 238–256.
- Atalay, Enghin, Phai Phongthientham, Sebastian Sotelo & Daniel Tannenbaum (2020). The Evolution of Work in the United States. *American Economic Journal: Applied Economics*, 12 (2), 1–34.
- Autor, David, Caroline Chin, Anna Salomons & Bryan Seegmiller (2024). New Frontiers: The Origins and Content of New Work, 1940–2018. *The Quarterly Journal of Economics*, 139 (3), 1399–1465.
- Autor, David & David Dorn (2013). The Growth of Low-Skill Service Jobs and the Polarization of the US Labor Market. *American Economic Review*, 103 (5), 1553–1597.
- Autor, David, Frank Levy & Richard Murnane (2003). The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration. *The Quarterly Journal of Economics*, 118 (4), 1279–1333.
- Babina, Tania, Anastassia Fedyk, Alex He & James Hodson (2024). Artificial Intelligence, Firm Growth, and Product Innovation. *Journal of Financial Economics*, 151, 103745.
- Brynjolfsson, Erik, Tom Mitchell & Daniel Rock (2018). What Can Machines Learn and What Does It Mean for Occupations and the Economy? *AEA Papers and Proceedings*, 108, 43–47.
- Deming, David & Kadeem Noray (2020). Earnings Dynamics, Changing Job Skills, and STEM Careers. *The Quarterly Journal of Economics*, 135 (4), 1965–2005.
- Detting, Lisa (2017). Broadband in the Labor Market: The Impact of Residential High-Speed Internet on Married Women's Labor Force Participation. *ILR Review*, 70 (2), 451–482.

- Felten, Edward, Manav Raj & Robert Seamans (2021). Occupational, Industry, and Geographic Exposure to Artificial Intelligence: A Novel Dataset and Its Potential Uses. *Strategic Management Journal*, 42 (12), 2195–2217.
- Frey, Carl Benedikt & Michael Osborne (2017). The Future of Employment: How Susceptible Are Jobs to Computerisation? *Technological Forecasting and Social Change*, 114, 254–280.
- Ge, Suqin & Yu Zhou (2020). Robots, Computers, and the Gender Wage Gap. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 178, 194–222.
- Genz, Sabrina & Claus Schnabel (2023). Digitalization Is Not Gender-Neutral. *Economics Letters*, 230, 111256.
- Gómez, Nieves, María-Ángeles Tobarra & Luis-Antonio López (2014). Employment Opportunities in Spain: Gender Differences by Education and ICT Usage. *Regional and Sectoral Economic Studies*, 14 (3), 105–130.
- Lindley, Joanne (2012). The Gender Dimension of Technical Change and the Role of Task Inputs. *Labour Economics*, 19 (4), 516–526.
- Olivetti, Claudia, Jessica Pan & Barbara Petrongolo (2025). The Evolution of Gender in the Labor Market. *NBER Working Paper*, No. 33153.
- Raffo, Julio & Stéphane Lhuillery (2009). How to Play the “Names Game”: Patent Retrieval Comparing Different Heuristics. *Research Policy*, 38 (10), 1617–1627.
- Staneva, Mila & Stuart Elliott (2023). Measuring the Impact of Artificial Intelligence and Robotics on the Workplace. In Alexandra Shajek & Ernst Andreas Hartmann (eds.), *New Digital Work: Digital Sovereignty at the Workplace*. Cham: Springer Nature, pp. 16–30.
- Webb, Michael (2020). The Impact of Artificial Intelligence on the Labor Market. Last access date: 2025-03-06, <https://ssrn.com/abstract=3482150>.
- Wei, Kwok-Kee, Hock-Hai Teo, Hock Chuan Chan & Bernard Tan (2011). Conceptualizing and Testing a Social Cognitive Model of the Digital Divide. *Information Systems Research*, 22 (1), 170–187.

From Automation and Informatization to Artificial Intelligence: The Evolution of Digital Technology and Gender Differences in Employment

Li Lixing^{1,2} & Mo Yiqing²

(China Center for Economic Research, Peking University¹;
National School of Development, Peking University²)

Abstract: How does digital technology affect employment? This paper revisits this classic question by examining two key aspects: the evolution of digital technology and its heterogeneous impacts on different workers. The study compares three types of digital technologies: industrial robots (representing automation), computer software (representing informatization), and artificial intelligence. Building upon existing methodologies, this paper constructs occupational exposure indices to these technologies. Utilizing data from the 2010 National Population Census, the 2005 and 2015 National 1% Population Sample Surveys, the China Family Panel Studies (CFPS), and job application data from an online recruitment platform, the study estimates the relationship between levels of technological exposure and gender differences in employment. Findings indicate that, compared to automation technologies, women exhibit a stronger preference for and achieve higher employment shares in occupations with greater exposure to informatization and artificial intelligence. They also undertake more substantial inter-industry job transitions. Furthermore, in occupations with high exposure to artificial intelligence, the wage and working hour gaps between women and men have narrowed. This study underscores the importance for researchers to investigate the dynamic interplay of the negative substitution effect and the positive empowerment effect of machines on employment, alongside the associated gender differences, amidst ongoing advancements in digital technology.

Keywords: employment, artificial intelligence, automation, gender differences, digital technology

JEL Classification: E24, J21, J31

(责任编辑: 王 俊)