

# 城市智能化、居民劳动供给与包容性就业

——来自准自然实验的证据

李成明 王霄 李博

**内容提要:**数字化、网络化、智能化是经济社会发展的重要趋势。当前关于人工智能对就业影响的研究较为丰富,但多集中在企业劳动需求层面,较少着眼于居民劳动供给,更鲜有关注城市智能化对居民劳动参与的总体影响。本文基于2012—2014年国家智慧城市试点建设的准自然实验,利用2010—2018年中国家庭追踪调查(CFPS)数据,分析城市智能化对居民劳动参与率的影响。结果显示,城市智能化提高了居民的劳动参与率,该结论在经过一系列稳健性检验后依旧成立。机制分析结果显示,城市智能化对居民劳动参与具有“推拉效应”。一方面,城市智能化提升了居民对互联网信息的应用程度,产生了信息约束放松效应,推动居民劳动参与;另一方面,城市智能化促进了产业智能化转型,拉动居民劳动参与。进一步的分析结果显示,城市智能化对年龄较大、多个孩子、收入较低、技能较低、农业户籍个体的劳动参与率影响较大,城市智能化驱动下就业更具包容性。同时,城市智能化显著提高了居民的工资性收入。因此,要充分发挥城市智能化转型的“稳就业”作用,加快智慧城市建设,协同推进数字中国建设与共同富裕。

**关键词:**城市智能化 劳动供给 劳动参与 人工智能 智慧城市 包容性就业

**中图分类号:**F249.2

**文献标识码:**A

**文章编号:**1000-7636(2023)03-0041-19

## 一、问题提出

随着人工智能等新一代信息通信技术的发展,数字化、网络化、智能化已成为经济社会发展的重要趋势。党的二十大报告将加快建设网络强国、数字中国作为下一个阶段的发展目标。智慧城市作为数字技术与城市融合发展的产物,是建设网络强国和数字中国的重要方面,也是加快数字技术赋能、推动城市智能化转型的实践路径。在全球范围内,各国正在加快推进智慧城市建设,中国也于2012年起在部分城市开展

收稿日期:2022-10-31;修回日期:2023-02-06

基金项目:中华全国归国华侨联合会“华侨华人助力我国中小企业数字化转型的路径研究”(22CZQK204);国家自然科学基金青年科学基金项目“最优房产税改革方案设计:基于异质性家户模型的量化研究”(72203005);北京大学经济学院中青年教师科研种子基金资助课题(6309900019/228)

作者简介:李成明 中央民族大学经济学院讲师,北京,100081;

王霄 北京大学经济学院博士研究生,北京,100871;

李博 北京大学经济学院/人工智能研究院助理教授,通信作者。

作者感谢匿名审稿人的评审意见。

“智慧城市”建设试点,通过应用人工智能等新一代信息通信技术使城市工业化、信息化和城镇化加速融合发展,带来了政务、产业、交通等经济社会各个领域的智能化变革。以城市为基础单元进行智能化转型意在通过人工智能、5G等新一代信息通信技术对城市基础设施建设、管理与服务等多系统、多阶段过程进行解构并依托其中的数据进行智能化建构,促进城市社会运行、经济发展、民生保障提质增效。城市智能化转型深刻改变了居民的工作和生活模式,也影响着居民的劳动参与。在“数字中国”和“就业战略”双重背景下,从劳动参与视角研究城市智能化的就业效应具有重要的理论意义和现实意义。

当前,较多文献关注以智慧城市建设为代表的城市智能化转型对经济社会的影响,已有学者基于中国智慧城市试点开展研究,发现智慧城市项目对环境污染治理<sup>[1]</sup>、产业结构转型升级<sup>[2-3]</sup>、经济高质量发展<sup>[4]</sup>等新时代经济发展重点问题有着至关重要的作用。与传统城市发展模式相比,智慧城市依托数据要素与数字技术为城市生产生活过程赋能,不仅提高了城市生产生活效率,而且促进了技术进步与科技创新<sup>[5-7]</sup>。在这一过程中,以人工智能为代表的智慧城市建设底层技术也将对传统生产方式产生深刻影响,进而影响经济增长<sup>[8-9]</sup>、产业结构调整<sup>[10]</sup>和可持续发展<sup>[11-12]</sup>,这也会深度冲击城市的劳动力市场与就业<sup>[13]</sup>。就业一直是一项事关民生的国家大事。党的二十大报告也着重强调了关注就业问题的重要意义,提出要“强化就业优先政策,健全就业促进机制,促进高质量充分就业”。在数字化、网络化、智能化背景下,城市智能化具有怎样的就业效应?如何影响居民劳动参与?其内在机制是什么?这一影响具有怎样的群体特征?对这些问题的回答在理论上有助于明晰城市智能化影响居民劳动供给的内在逻辑,在实践上也有助于探索出一条促进高质量充分就业的智能化路径。

本文基于2012—2014年国家智慧城市试点建设的准自然实验,利用2010—2018年中国家庭追踪调查(CFPS)数据库,借助多时点双重差分(DID)模型研究城市智能化对居民劳动参与率的影响。相较于已有研究,本文可能的边际贡献如下:

第一,本文从微观个体角度出发,基于智慧城市试点政策研究了城市智能化对劳动参与率的影响,以期丰富智慧城市试点政策的效应研究。

已有关于智慧城市试点政策的研究主要针对智慧城市评价体系建设以及智慧城市建设的效应作用两个方面<sup>[14]</sup>。大量文献关注并验证了智慧城市政策的实施对环境污染的改善<sup>[1,15]</sup>,在经济发展过程中对绿色全要素生产率<sup>[16]</sup>、创新行为<sup>[17-18]</sup>以及城市韧性与可持续性<sup>[19-20]</sup>产生的积极影响。然而,目前关于智慧城市试点政策对劳动参与率影响关系的研究极为稀缺。为此,本文将智慧城市建设与微观数据结合,为研究智慧城市试点政策效应提供新思路、新视角。

第二,本文在探究影响劳动参与率与就业的因素方面有所创新,将代表城市智能化转型的智慧城市政策与居民劳动参与相关联。

现有文献主要从劳动者个体内在因素与外部环境因素两个角度展开关于劳动参与及就业影响因素的研究。具体来看,内部因素主要包括户籍身份<sup>[21]</sup>、认知能力<sup>[22]</sup>、留学情况<sup>[23]</sup>和性别、年龄等个体特征<sup>[24]</sup>。外部环境因素则主要研究了如减税降费<sup>[25]</sup>、贸易开放<sup>[26]</sup>、环境规制<sup>[27-28]</sup>等政策对就业的影响。基于此,本文将宏观区域政策与微观个体就业相结合,研究城市智能化对劳动参与率的影响并探究前者对后者可能存在的影响机制与异质性影响。

第三,本文从城市智能化的角度探讨了人工智能应用对劳动参与的影响。

学术界关于人工智能驱动下的智能化变革影响就业的研究较少聚焦于城市层面的智能化,更多从数字经济整体出发探究地区与行业内数字化转型对就业的影响<sup>[29-30]</sup>,或具体研究数字普惠金融等数字技术应用

项目对就业的影响<sup>[31]</sup>,也有较多文献从企业层面研究机器人和人工智能对就业和劳动参与的影响<sup>[32-33]</sup>。从已有文献来看,人工智能作为新时代信息技术的代表与支撑城市智能化转型的底层技术代表,对地区就业而言是一把“双刃剑”<sup>[29]</sup>。一方面,人工智能发展将对地区就业产生显著的负向影响,在降低劳动力市场就业需求<sup>[34]</sup>、造成就业难问题<sup>[35]</sup>的同时加大收入分配的不平等,扩大收入差距<sup>[36]</sup>;另一方面,人工智能作为一种智能化技术能够与传统产业相融合进而促进新业态与新模式的形成,创造大量新岗位<sup>[37]</sup>。关于人工智能技术应用可能对就业产生的影响,学术界尚未达成共识。因此,本文以智慧城市建设为切入口可以弥补现有文献的不足。

本文后继部分安排如下:第二部分为理论分析与研究假设;第三部分为研究设计;第四部分为实证结果与分析,包括基准回归、稳健性检验;第五部分是机制分析;第六部分是关于城市智能化影响劳动参与的进一步讨论;第七部分为结论。

## 二、理论分析与研究假设

### (一) 城市智能化降低就业市场摩擦——基于居民信息约束视角

在城市智能化过程中,互联网基础设施建设普及与服务提供会加大居民对互联网的应用,这将深刻影响居民的劳动参与决策。国家智慧城市(区、镇)试点指标体系将保障体系与基础设施作为首要的一级指标,网络基础设施作为重要二级指标被纳入其中。伴随城市智能化转型,居民将更重视通过联网智能设备与外界进行信息交互,而联网智能设备的使用将会从劳动力服务传递、信息获取成本和劳动力需求三个方面影响劳动力市场。

居民使用联网智能设备能够使劳动力服务跨越地理限制进行传递。数字经济时代下数字技术的飞速发展催生出平台经济、共享经济等新业态新模式,进而衍生出众多基于数字经济的新职业<sup>[38]</sup>。居民经由互联网获得更多关于新职业新岗位的信息,求职方向从传统经济业态中的线下办公转为更多元的线上办公<sup>[39]</sup>。这无形中增加了居民多重就业的可能,使得数字经济时代下多重就业由低概率、小范围现象转变为高频率、大规模现象<sup>[40]</sup>。劳动者不再受线下办公固定工作地点与工作时间的约束,能够借助线上互联网方式进行弹性工作,合理配置自身资源<sup>[41]</sup>。

就居民就业决策而言,就业与否与相关信息搜寻的难易程度及自身能力有关<sup>[42]</sup>。以联网智能设备为媒介进行的信息传播本质上是一场信息渠道变革。从“降低信息成本论”来看,信息功能是互联网的固有属性,互联网平台依托数据进行信息传播,有效扩大了信息传播半径<sup>[43]</sup>。而且,有别于过去通过传统纸媒、熟人介绍等方式进行就业信息搜集<sup>[44]</sup>,劳动者通过网络方式获取信息的方式更为高效、快捷,超越时间、空间约束后其交易费用与搜寻成本大幅度降低,极大缓解了传统劳动力市场中信息不对称性和不充分性的问题。更进一步,对于有用工需求的企业而言,劳动者与企业双方借助互联网达成的高效沟通有助于劳动供需双方快速了解对方信息,更为精准高效地完成人岗匹配,减少结构性失业<sup>[45]</sup>,进而提高就业概率与劳动参与率。数字化时代下,互联网作为信息权力发展的基础深刻影响着当代社会权力结构的变迁<sup>[46]</sup>,智能化进一步推动了信息的精准推送和供需的精准对接,进一步降低了劳动力市场摩擦。

联网智能设备不仅是一种信息搜集工具,更是一种强大的交流工具。社会资本作为获取就业信息的重要渠道<sup>[47]</sup>,从“扩大社会网络论”来看,提高个人社会资本不仅有助于提升劳动者就业可能性<sup>[48]</sup>,同时也会提升劳动者与岗位的匹配程度<sup>[49]</sup>。网络社交平台为劳动者提供了多样的社交工具,有利于其跨越

空间限制进行维系人脉、交友等社交活动,不仅能维系甚至加强劳动者的已有社会关系,还能拓展新的社会联系<sup>[50]</sup>。城市智能化会加快地区信息基础设施建设,进一步提高互联网传播能力,进而促进其范围内的劳动者增加社会资本<sup>[51]</sup>,进而有助于劳动者通过积累社会资本获取更多社会资源与就业渠道,从而提高劳动参与<sup>[52]</sup>。

居民使用联网智能设备也有助于提升其个人能力。数字经济时代下,以智慧城市建设为代表的城市智能化转型催生出了众多包含丰富资源的开放信息平台。从“知识信息载体论”来看,劳动者可以通过互联网平台以较低的成本接触到海量的多元化信息。一方面,大量的信息输入能够刺激劳动者认知能力的提升,使劳动者在感知、学习、记忆与理解上具有相对优势,直接影响劳动者的生产率,促使劳动者从事更多的非常规性工作、接受更多在职培训、获得更多的职称晋升机会,增强不可替代性进而获得更多的就业机会<sup>[22]</sup>。另一方面,劳动者能够通过智能设备快速、有效地掌握数字技能,进而提升数字人力资本,提高数字经济时代下的就业竞争力,获得更多就业机会。由此,本文提出如下假设:

假设 1:城市智能化能够通过提升居民对互联网的应用程度提高劳动参与率。

## (二) 城市智能化改变劳动供给结构——基于产业结构升级视角

城市智能化能够促进数字经济的发展,提升第三产业劳动参与率。一方面是服务业在整体经济中所占比例逐渐提高,另一方面是人工智能等数字技术在服务业中创造出大量岗位需求。

一般认为,依靠科技进步与创新实现较高增长率的主导产业能够通过扩散效应将自身生产力辐射至各上下游关联产业,从而加速产业结构转型升级。2013年,中国第三产业增加值超越第二产业,成为第一大产业,标志着中国已经迈入以服务业为主导的后工业化时代<sup>[53]</sup>。数字时代下,人工智能等数字技术的应用进一步推动了第三产业的发展。数字经济发展包括产业数字化与数字产业化两大方面。从数字产业化角度看,现代服务业中的信息传输、计算机服务和软件业在国民经济中的比重不断增长,逐渐成为新时代中国经济高质量发展的中坚支柱力量。城市智能化可以促进以软件和信息技术服务业为代表的数字产业形成规模效应、产业效应,使得第三产业增加值的增速不断加快,进而引起就业部门结构性转型<sup>[54]</sup>。从产业数字化的角度看,城市智能化转型催生的互联网技术进步对第三产业的发展带动效果最强<sup>[43]</sup>。在城市智能化转型过程中,人工智能等数字技术与现代服务业进行创新性融合创造出智慧金融等新兴产业,对于经济社会发展具有重要意义<sup>[55]</sup>。人工智能技术作为新型通用性技术,具有广泛渗透性、数据驱动性、系统智能化等特征优势,未来将与服务业进一步融合,使传统的生产方式和产业发展模式发生深刻变革,进而推动产业转型升级<sup>[56]</sup>。有学者研究发现,在德国劳动力市场中人工智能应用减少了对制造业相关劳动岗位的需求<sup>[57]</sup>,但同时增加了对服务业相关劳动力岗位的需求。由此可见,发展迅猛的第三产业将进一步借数字技术的“东风”广泛地吸纳劳动力、资本等生产要素进行生产活动,推动劳动力市场供给发生结构性变化。由此,本文提出如下假设:

假设 2:城市智能化能够促进第三产业劳动参与,推动劳动力供给结构性变化。

## (三) 城市智能化对劳动参与率的促进作用具有包容性

智慧城市建设作为城市智能化转型的重要实践,是数字经济发展在城市层面的一种体现。自动化与人工智能技术在各行业的广泛应用是智慧城市项目建设区别于其他城市发展模式的突出特征。人工智能等数字技术的应用对就业有着多方面的影响,大体可分为带来消极影响的替代作用与带来积极影响的互补作用和创造性作用<sup>[58]</sup>。李力行和周广肃(2022)认为,大部分研究结果支持数字经济对就业的正向促进作用(互补作用与创造性作用)超过了负向替代作用<sup>[59]</sup>。现有文献普遍认为人工智能等新一代数字技术发展带

来的技术进步对不同特征的劳动者具有异质性作用<sup>[34]</sup>。在数字技术与高教育程度劳动力呈现互补关系的同时,低教育程度劳动力并非被完全替代,而是被重新分配至服务部门,由于消费者更偏好多样化的产品与服务,低教育程度劳动力的就业与工资水平反而得到了提升<sup>[60]</sup>。同样地,在研究智能化引起的就业极化现象时,许多学者发现企业对低技能劳动力或低学历劳动力的需求有所提升<sup>[61-62]</sup>。其可能原因是中等技能劳动者一般从事的是程序化、常规性的工作,随着人工智能、自动化技术在制造业、服务业等行业的广泛应用,这些工作往往更容易被程序所代替。相比较而言,从事非常规复杂劳动的高技能劳动者和从事非常规简单劳动或非常规手工劳动的低技能劳动者则较不容易被机器替代<sup>[63]</sup>。除受教育程度与技能禀赋之外,劳动者个体的其他特征也会影响城市智能化对其劳动参与的作用。有学者发现智能化有利于将就业困难群体纳入劳动力市场使就业增长<sup>[64]</sup>。一方面,随着互联网发展形成的新就业形态在直接创造新岗位的同时也在依托原有传统职业的基础上衍生出相关岗位(如网约车司机等)。平台经济、零工经济等低门槛、高效率的新经济模式的出现大大增加并解放了原本受时间、空间制约的空闲劳动力。另一方面,数字普惠金融作为城市智能化转型过程中“智慧金融”不可或缺的组成部分,其数字普惠性质使其较传统普惠金融而言中介成本更低,将原先被排斥在金融服务机构受众范围外的群体(贫困人群)涵盖其中,提高了这类群体借助金融服务进行创业就业的可能<sup>[65]</sup>。因而,城市智能化对就业困难群体劳动参与的促进作用更大,具有包容性就业效应。由此,本文提出如下假设:

假设3:城市智能化对劳动参与率的提高具有包容性。

### 三、研究设计

#### (一)数据来源

本文使用CFPS数据,该调查覆盖了25个省份的受访对象,涵盖了工作状态、受教育水平、认知能力、人格特征等个人信息和家庭关系信息。本文根据研究目的选取2010—2018年的数据,为全面了解个体劳动供给提供了扎实的数据基础。同时,本文将相关数据合并成面板数据进行研究,能够保证结果的稳健性。由于智慧城市试点政策实施在地级市层面,本文进一步将CFPS数据库匹配地级市的宏观经济变量<sup>①</sup>。本文使用的宏观经济数据来自环亚经济数据有限公司(CEIC)中国经济数据库,智慧城市试点名单来自住房和城乡建设部等。

为研究城市智能化对个体劳动参与的影响,本文保留20~55岁的女性样本和20~60岁的男性样本,剔除在校学生的样本(后文也对离退休、在校学生、丧失劳动能力等不同样本进行了稳健性检验),通过去除异常值和缺失值等数据清洗方法,最终得到有效样本43 538个。

#### (二)模型设定

为规范和推动智慧城市的健康发展,加快城市智能化转型,构筑创新2.0时代的城市新形态,住房和城乡建设部于2012年12月发布了《关于开展国家智慧城市试点工作的通知》,设立首批智慧城市试点,在2013年和2014年分别设立第二批和第三批试点城市。家庭无法预知所在城市是否会被列为智慧城市试点,也无法在短时间内干预政府决策,因此智慧城市试点政策就成为良好的准自然实验。本文分别以2012年、2013年、2014年先后开展的第三批“国家智慧城市试点”政策作为准自然实验,构造双重差分(DID)模型以

<sup>①</sup> CFPS 中地级市信息属于限制性数据,笔者在相关机构进行了离线数据处理。

研究城市智能化对个体劳动参与的影响。

智慧城市试点不是发生在同一年份,因此本文设定时点不一致的渐进性 DID 模型,当且仅当该城市实施智慧城市试点后才被赋值为 1。由于劳动参与为二值变量,本文采用概率单位(Probit)模型进行回归:

$$Pr(Laborin_{ijt} = 1 | Z) = \varphi(\alpha + \beta DID_{jt} + X_{ijt} \gamma + \mu_j + \delta_t) \quad (1)$$

其中,  $Z$  表示  $\{DID_{jt}, X_{ijt}, \mu_j, \delta_t\}$ ,  $\varphi(\cdot)$  为标准正态分布的累积分布函数。 $Laborin_{ijt}$  为虚拟变量,表示城市  $j$  的个体  $i$  在  $t$  年是否参与劳动决策。 $DID_{jt}$  表示城市  $j$  在  $t$  年是否实施了智慧城市试点。 $\beta$  即为关注的系数,但需要注意这并不表示边际效应,本文最终汇报的是平均的边际效应。 $X_{ijt}$  为一系列控制变量,包括个人特征变量、家庭特征变量和所在城市地区变量。 $\gamma$  为控制变量估计系数的列向量。 $\mu_j$  和  $\delta_t$  分别表示城市(区县)<sup>①</sup>和时间固定效应。下文所有估计都使用聚类稳健标准误。

### (三) 变量说明

本文的核心被解释变量为个体的劳动参与率。中国家庭追踪调查课题组对个体是否有工作进行询问,对没有工作的个体再询问没有工作的具体原因,包括上学/培训、照料家庭如生育/照顾小孩/做家务、不需要/不想工作、因残障/疾病而没有劳动能力、离休或退休以及其他。参照马双等(2017)<sup>[66]</sup>,本文严格定义个体是否参与劳动,将 2012—2018 年 CFPS 问卷中“当前工作状态”为“有工作”和“失业”的个体定义为劳动参与,赋值为 1,否则赋值为 0。对于 2010 年问卷,将在“您现在有工作吗”选项中选择“有工作”的样本赋值为 1,将在“过去的 1 个月,您是否积极努力地去找工作了?”选项中选择“没有”的样本定义为失业。根据“现在在上学吗”选项剔除全日制学生的样本。与赵婷(2019)<sup>[67]</sup>类似,后文根据“没有工作的原因”选项剔除离休、退休、丧失劳动能力的样本,进行稳健性检验。

本文的核心解释变量为 DID 变量,本文将智慧城市试点在这个地级市所有区县全部实施的样本作为处理组,当且仅当该城市实施智慧城市试点后才被赋值为 1。本文的主要控制变量包括:个人层面为性别、年龄、受教育年限、居住地类型、户口类型、是否已婚;家庭层面包括全部家庭纯收入对数、家庭人口规模、房屋数量、孩子数量、是否与老人同住、最小孩子年龄是否小于 6 岁;城市层面包括人均地区生产总值(GDP)对数、三产与二产比值、房价对数、人口规模对数。

表 1 汇报了各变量的描述性统计。其中,样本期内个体劳动参与率均值为 0.799,男性与女性群体分别为 0.855 和 0.742。

表 1 变量的描述性统计

特征	变量	样本量	均值	标准差	最小值	最大值
个人特征	是否参与劳动	43 538	0.799	0.401	0	1
	是否男性	43 538	0.507	0.500	0	1
	年龄	43 538	43.910	9.310	20	60
	受教育年限	43 538	7.562	4.447	0	19
	是否在婚	43 538	0.921	0.269	0	1
	是否农业户口	43 538	0.742	0.437	0	1
	居住地是否在城镇	43 538	0.437	0.496	0	1

① 在 CFPS 保密数据中,一个城市仅调查一个区县,因此控制城市固定效应和区县固定效应效果等同。

表1(续)

特征	变量	样本量	均值	标准差	最小值	最大值
家庭特征	家庭人口规模	43 538	4.343	1.723	1	21
	家庭房产数量	43 538	1.122	0.551	0	12
	家庭收入对数	43 538	10.300	1.300	0	15.220
	孩子数量	43 538	1.641	0.915	0	9
	是否与老人同住	43 538	0.202	0.401	0	1
	最小孩子年龄是否小于6岁	43 538	0.157	0.364	0	1
城市特征	是否是智慧城市试点	613	0.299	0.458	0	1
	城市特征试点政策是否发生	613	0.196	0.397	0	1
	城市三产与二产比值	618	0.974	0.545	0.175	4.894
	城市人均GDP对数	617	10.440	0.611	8.372	11.910
	城市人口规模对数	609	15.270	0.613	12.990	17.340
	城市房价对数	604	8.356	0.477	6.796	10.080

## 四、实证结果及分析

### (一) 基准回归

城市智能化促进人工智能技术的拓展应用,其融合现代产业发展和技术创新,从广度、速度、深度等多方面对微观个体劳动参与和就业选择产生巨大影响。表2汇报了城市智能化对个体劳动参与率的基准结果。表2报告了使用Probit模型并依次加入个人特征、家庭特征和城市特征变量的结果,所有回归均控制区县和时间双向固定效应,采用聚类稳健标准误估计,并汇报平均的边际效应。其中,无论是否加入控制变量,核心解释变量 $DID$ 交互项的系数都稳定在0.025,且在1%的水平上显著。本文将加入城市特征变量的结果作为基准模型的结果,表明城市智能化转型使得个体劳动参与率平均提升2.5个百分点。

表2中其他控制变量的结果基本符合预期。个体年龄对劳动参与存在负向作用,男性群体的劳动参与率显著高于女性群体。最小孩子年龄越低的个体参与劳动力市场的概率越低,家庭人口规模越大的个体劳动参与率越低。已婚个体和受教育年限、家庭收入、房产数量<sup>①</sup>等越高的个体,其劳动参与的可能性越高。农业户籍的个体整体比城市户口的个体劳动参与率高,一方面,从事农业生产劳动属于劳动参与,农业户籍人口参与劳动的门槛更低;另一方面,以挣钱为目的的农民工前往大城市打工,本身劳动参与较高,同时,滞留在家的农村妇女不得不参与农业生产,从而推高农村女性群体的劳动参与。与老人同住对个体劳动参与率没有显著影响,可能是老人帮忙看护孩子从而释放劳动力的正向促进作用与需要照料老人的负面影响相互抵消<sup>[68]</sup>。从宏观层面看,经济水平越发达的地方,就业机会越丰富,个体的劳动参与率越高。

<sup>①</sup> 本文进一步探讨了房产数量二次项的影响,结果表明房产数量与劳动参与程度呈现倒U型关系,拐点在3~4套房。在拐点以前,家庭房产数量越多的个体参与劳动的可能性越高,而拐点过后,房产数量对个体劳动参与转为消极影响,财富效应使得个体参与劳动的积极性降低。

表 2 城市智能化对个体劳动参与率的影响

变量	个人特征	家庭特征	城市特征
<i>DID</i> 交互项	0.026*** (3.29)	0.029*** (3.57)	0.025*** (3.04)
年龄		-0.005*** (-15.84)	-0.005*** (-15.68)
是否男性		0.121*** (25.84)	0.122*** (25.61)
孩子数量		0.024*** (8.16)	0.025*** (8.06)
是否与老人同住		-0.001 (-0.18)	0.000 (0.06)
最小孩子年龄是否小于6岁		-0.088*** (-13.78)	-0.089*** (-13.49)
受教育年限		0.006*** (10.19)	0.006*** (10.30)
是否在婚		0.053*** (5.88)	0.053*** (5.72)
是否农业户口		0.028*** (3.87)	0.025*** (3.43)
居住地是否在城镇		-0.017*** (-3.11)	-0.021*** (-3.66)
家庭收入对数		0.009*** (5.94)	0.010*** (6.18)
家庭人口规模		-0.012*** (-8.12)	-0.012*** (-8.04)
家庭房产数量		0.013*** (3.33)	0.013*** (3.16)
城市人均GDP对数			0.104*** (5.26)
城市房价对数			0.015 (0.87)
城市人口规模对数			-0.075 (-1.00)
城市三产比二产			0.016 (1.47)



表2(续)

变量	个人特征	家庭特征	城市特征
时间固定效应	控制	控制	控制
区县固定效应	控制	控制	控制
观测数	47 249	45 397	43 538

注:回归中所有估计采用聚类稳健标准误,括号内为*t*值;回归方程控制区县固定效应、年份固定效应、个体和家庭层面控制变量、城市控制变量;宏观变量统一为滞后一期;城市所有区县都实施才被视为政策发生;Probit 回归报告的是平均边际效应;\*、\*\*、\*\*\* 分别表示 10%、5%、1%的显著性水平。后表同。

## (二) 稳健性检验

### 1. 平行趋势检验

满足平行趋势假设是双重差分估计量一致性的基础,因而本文基于错层的准自然实验,利用事件分析法<sup>[69]</sup>进行更为严谨的检验。具体为将智慧城市建设的作用分解到各个年度,观察其对个体劳动参与率的动态影响。回归方程设定如下:

$$Pr(Laborin_{ijt} = 1 | Z) = \varphi(\alpha + \sum_{k=-4, \neq -1}^5 \beta^k DID_{jt}^k + X_{ijt}\gamma + \mu_j + \delta_t) \quad (2)$$

其中,当距离城市*j*实施试点政策还有*k*年时, $DID_{jt}^k$ 取值为1, $\beta^k$ 为本文关心的系数(以距离政策发生前1年为基期),其他假设与基准回归相同。

平行趋势检验结果(如图1所示)显示,在智慧城市试点政策发生的前4年系数均不显著,这说明在智慧城市建设试点前,处理组和对照组中的个体参与劳动的状态没有显著差异,本文采用的双重差分法满足平行趋势假设,所估计的政策效应是有效的。而智慧城市试点政策实施当期系数较小,但随后的系数显著为正,表明政策影响存在一定的滞后和长期效应。在智慧城市试点前,实验组和对照组的个体劳动参与率具有相似的运行趋势,但是在智慧城市试点后,处理组和对照组的劳动参与率呈现分化运行的趋势,城市智能化对居民劳动参与的正向促进作用显著。

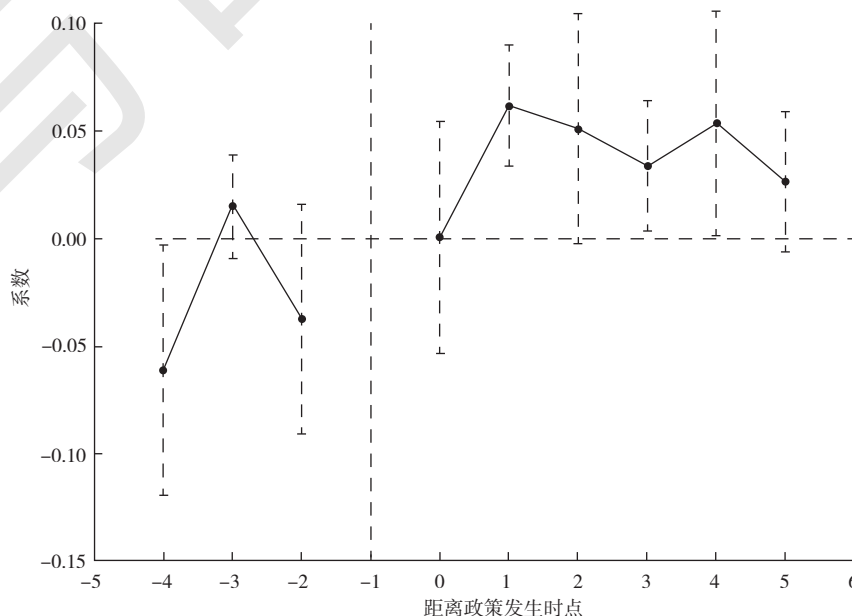


图1 稳健性检验:平行趋势检验

### 2. 替换估计模型和样本范围

本文首先采取替换估计模型、改变样本选择范围等方法以验证实证结果的稳健性。表3将基准回归中控制的区县固定效应替换成省份固定效应,系数大小和显

著性没有较大改变。其次,采取滞后一期的 *DID* 交互项,系数大小略有下降,但符号和显著性仍与基准回归一致。进一步地,本文更改了城市被视为处理组的定义,假设城市内部分区县实施智慧城市试点就可以被视为政策发生,扩大了处理组的范围。结果显示系数相对基准回归而言下降,表明更严格的定义下以智慧城市试点为代表的城市智能化转型对个体劳动参与率的影响效应更强,而放松后的情况下处理组城市的某些区县可能未实施智慧城市试点政策,削弱了对劳动参与率的提升效应,从而进一步验证了前文的结果。

表 3 稳健性检验:替换估计模型和样本范围

变量	省份固定效应	滞后 DID	部分实施	全部适龄样本	剔除在校学生和丧失劳动能力样本	剔除离退休、在校学生、丧失劳动能力样本
<i>DID</i> 交互项	0.017** (2.45)			0.023*** (2.68)	0.019** (2.36)	0.016** (2.04)
滞后 <i>DID</i> 交互项		0.016* (1.88)				
部分实施 <i>DID</i> 交互项			0.020*** (2.88)			
个体控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
家庭控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
宏观控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
时间固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
区县固定效应	未控制	控制	控制	控制	控制	控制
省份固定效应	控制	未控制	未控制	未控制	未控制	未控制
观测数	43 538	43 538	43 538	44 077	42 539	41 889

本文中劳动参与率的定义为工作或失业的人员数量与劳动年龄人口数量之比,但劳动参与率波动并非全部由外部环境导致,个体特殊的学习或身体状况也会干扰对政策效应的估计。在基准回归中,本文保留 20~55 岁的女性样本和 20~60 岁的男性样本,并剔除在校学生的样本。在稳健性检验中,本文区分不同样本范围以考察城市智能化对劳动参与率的影响,回归结果见表 3。其中,全部适龄样本为 20~55 岁的女性样本和 20~60 岁的男性样本;进一步剔除在校学生和丧失劳动能力的样本,以及剔除离退休、在校学生、丧失劳动能力的样本,结果均如表 3 所示。上述回归结果中 *DID* 交互项的系数符号和显著性没有发生变化,都至少在 5% 的水平上显著大于零,城市智能化对个体劳动参与率的影响仍然显著为正,结果保持稳健。这进一步说明,城市智能化对居民劳动参与率存在明显的正向促进作用,具有明显的就业促进效应。

### 3. 安慰剂检验

进一步,本文使用安慰剂检验以排除该政策效应是否是由其他不可观察或随机因素造成的,从而得到更加可信的结论。在保证数据分布不变的情况下,本文的安慰剂检验基于实际的试点时间,从样本相应试点年份随机抽取对应的智慧城市作为实验组,其他城市为对照组,进行循环 500 次的自抽样回归,观察系数分布是否符合正态分布,以及系数均值是否趋近于零,若系数均值趋近于零则表明本文估计结果稳健。图 2

报告了全样本下 500 次自抽样回归的系数核密度分布,结果表明虚拟政策的估计系数均值非常接近零且近似服从正态分布,从而表明本文估计结果是稳健的。

#### 4. 政策外生性检验

政策外生性检验是使用双重差分方法的前提假设条件。如果政策不是外生的,那么居民在政策冲击之前就可能形成预期,提前采取相应措施,从而产生内生性问题,导致估计结果产生偏误。为了排除智慧城市试点

对居民产生的预期效应,需要对智慧城市试点设立的外生性进行检验。为此,参照已有研究<sup>[70]</sup>,本文在基准回归中加入试点城市设立前一期的虚拟变量  $Pre\_1_{jt}$ , 该变量表示城市  $j$  在智慧城市试点设立前一年为 1, 否则都为 0。具体的模型为:

$$Pr(Laborin_{ijt} = 1 | Z) = \varphi(\alpha + \theta Pre\_1_{jt} + \beta DID_{jt} + X_{ijt}\gamma + \mu_j + \delta_t) \quad (3)$$

此时相当于将在智慧城市试点设立前小于等于两年的样本作为基准组。如果虚拟变量  $Pre\_1_{jt}$  的系数不显著,则说明智慧城市试点前一期所在城市居民劳动参与与试点前小于等于两期的情况下并没有显著差异,因此所在地居民没有形成预期,从而保证了政策冲击的外生性。回归结果如表 4 所示,其中设立前一期的虚拟变量并不显著,表明智慧城市试点政策不存在预期效应。并且在控制了预期效应后, $DID$  交互项仍然显著,以智慧城市试点为代表的城市智能化显著提高了居民劳动参与。

表 4 稳健性检验:政策外生性和反事实检验

变量	外生性检验	提前两期	提前三期
$DID$ 交互项	0.029 *** (2.90)		
$Pre\_1$	0.008 (0.72)		
$Pre\_2$		-0.009 (-0.49)	
$Pre\_3$			0.022 (1.61)
个体控制变量	控制	控制	控制

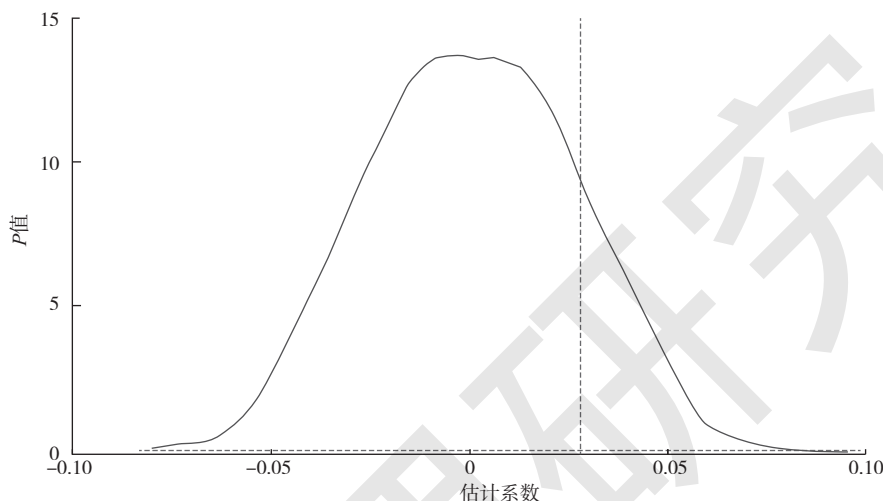


图 2 安慰剂检验

注:核密度估计值为 0.007。

表4(续)

变量	外生性检验	提前两期	提前三期
家庭控制变量	控制	控制	控制
宏观控制变量	控制	控制	控制
时间固定效应	控制	控制	控制
区县固定效应	控制	控制	控制
观测数	43 538	34 791	34 791

### 5. 反事实检验

为了进一步验证结论的稳健性,本文剔除其他冲击对试点城市居民劳动参与率的影响,进行反事实检验。首先将智慧城市试点之后的样本区间剔除,然后在没有进行智慧城市试点的这段时间里,将那些原本设立智慧城市试点的城市的试点时间提前 2 至 3 年,构造出“伪智慧城市试点冲击”虚拟变量( $Pre\_2$  和  $Pre\_3$ ),并以此代替基准回归中的  $DID$  交互项。如果“伪智慧城市试点冲击”虚拟变量的回归系数是显著的,则说明一些不可观测的因素也会导致处理组和控制组居民劳动参与的变化,本文估计的政策效应存在其他干扰因素。如果回归系数并不显著,则表明回归结果是稳健的。如表 4 所示,提前 2 期或 3 期虚拟变量的回归系数均不显著,通过了反事实检验,从而验证了处理组城市居民劳动参与率的提升确实是由智慧城市试点政策导致的。

## 五、城市智能化影响居民劳动参与的内在机制

### (一) 城市智能化降低就业市场摩擦:基于居民信息约束视角

智慧城市建设提升了城市智能化水平,也可能会对家庭智慧化和信息化起到提升作用,从信息渠道增大个体参与劳动力市场的可能性。智慧城市试点提升了个体对互联网信息的应用程度,产生了信息约束放松效应,使得个体更有激励参与劳动力市场,进而提升了个体的劳动参与率。为了验证这一机制,本文选择个体对互联网信息的应用程度作为信息渠道的代理变量,并设定如下模型:

$$Information_{ijt} = \alpha + \beta DID_{jt} + X_{ijt}\gamma + \mu_j + \delta_t + \varepsilon_{ijt} \quad (4)$$

$$Pr(Laborin_{ijt} = 1 | Z) = \varphi(\alpha + \beta DID_{jt} + \theta Information_{ijt} + X_{ijt}\gamma + \mu_j + \delta_t) \quad (5)$$

其中,  $Information_{ijt}$  代表个体对互联网信息的应用程度。CFPS 问卷中调查了户主对从互联网获取信息这一渠道的重要程度,评价分数从 1 到 5,代表从“非常不重要”到“非常重要”。评价分数越高,表明个体越依赖于从互联网上获取信息。

表 5 验证了智慧城市试点对家庭产生的信息约束放松机制。如表 5 所示,对互联网信息的应用程度成为中介变量, $DID$  交互项对中介变量有正向促进作用,且回归系数在 1% 的水平上显著。这说明智慧城市试点政策提高了居民对互联网的应用程度。之后,在基准回归的基础上加入了中介变量作为控制变量,中介变量的回归系数显著为正,表明互联网应用程度能够提高居民的劳动参与率。此外,在控制了中介变量后, $DID$  系数较基准回归有所下降,说明中介变量在一定程度上吸收了智慧城市试点对劳动参与率的影响。这意味着互联网应用程度在智慧城市建设对个体劳动参与的促进效应中充当了传导渠道,起到了部分中介的

作用,验证了假设1。

表5 城市智能化的信息约束放松机制

变量	互联网应用	劳动参与率
<i>DID</i> 交互项	0.077 *** (8.90)	0.023 *** (2.70)
互联网应用程度		0.023 *** (4.06)
个体控制变量	控制	控制
家庭控制变量	控制	控制
宏观控制变量	控制	控制
时间固定效应	控制	控制
区县固定效应	控制	控制
观测数	43 538	43 538

## (二) 城市智能化改变劳动供给结构:基于产业结构升级视角

本文进一步探究城市智能化对居民劳动供给结构的影响。如表6所示,城市智能化转型使得服务业的劳动参与率平均提升2.4个百分点,且在1%的水平上显著。城市智能化对服务业劳动参与的影响最大,对第二产业和其中的制造业影响较小。其可能原因是第三产业,特别是出行平台、电商平台等,产生了大量的新兴岗位,就业吸纳能力增强,为被替代的低技术的劳动者提供了就业机会。例如,智慧城市中的智慧物流建设将增加对快递员、运输员的需求,从而扩大了交通运输、仓储和邮政业的就业。从产业升级角度看,城市智能化改变了各行业间的生产结构,在促进产业结构升级的同时也促使第三产业劳动参与率相较其他产业提高,从而改变劳动供给结构。

表6 城市智能化对各行业劳动参与的影响

变量	是否从事服务业	是否从事第二产业	是否从事制造业
<i>DID</i> 交互项	0.024 *** (4.18)	0.006 (1.04)	-0.004 (-0.86)
个体控制变量	控制	控制	控制
家庭控制变量	控制	控制	控制
宏观控制变量	控制	控制	控制
时间固定效应	控制	控制	控制
区县固定效应	控制	控制	控制
观测数	43 538	43 538	43 538

注:此处汇报的是基于Probit估计的平均边际效应。

## 六、进一步分析

### (一) 城市智能化促进包容性就业了吗?

考虑到居民是否参与劳动会受异质性特征影响,本文探究城市智能化对不同年龄、不同孩子数量、不同家庭收入水平、不同受教育年限、不同户籍类型的居民劳动参与的异质性影响,这将为政府有针对性地制定促进不同群体劳动参与率的政策提供分析依据<sup>①</sup>。

第一,将居民按年龄进行分组,考察城市智能化对不同年龄段居民劳动参与率影响的回归结果。从回归系数看,城市智能化使得大于45岁居民的劳动参与率平均提升3.3个百分点,且在1%的水平上显著;对30~45岁居民的影响次之,平均提升2.8个百分点,且在5%的水平上显著;对小于30岁居民的劳动参与没有影响。城市智能化提高了信息化水平,放松了家庭信息获取和智能参与的约束,更容易帮助中老年人进入或重返劳动力市场,体现出城市智能化更具包容性。而对于小于30岁的年轻人而言,其本身获取就业信息能力强,且正处于就业的黄金时期,受城市智能化的影响较小。

第二,拥有多个孩子的居民受城市智能化影响更大。根据相关回归结果,城市智能化对拥有多个孩子居民的劳动参与率影响最显著。城市智能化使得多孩家庭居民的劳动参与率平均提升3.5个百分点,且在1%的水平上显著。相反,对于没有孩子和一个孩子的居民,城市智能化没有显著性影响。多孩家庭的居民因照料孩子的责任更重,本身劳动参与的可能性较低,而城市智能化提供了线上就业等更多便捷、对地点依赖性弱的工作机会,从而对其劳动参与的带动作用更明显。

第三,就家庭收入水平看,城市智能化对家庭收入较低的居民的劳动参与率影响最显著。相关回归结果显示,城市智能化使得家庭收入最低的30%的居民劳动参与率平均提升6.1个百分点,且在1%的水平上显著;对中等收入和高收入家庭居民的劳动参与率影响不显著。低收入家庭劳动参与的可能性更低,而城市智能化畅通了信息获取的渠道,降低了就业市场摩擦,同时为低收入家庭提供了更多就业机会,从而对低收入家庭劳动参与率影响较大。这一结果符合城市智能化兼具包容性的分析,城市智能化催生新的就业形态,帮助低收入群体参与劳动力市场、找到满意工作。

第四,相比受过更高教育的居民,城市智能化对刚完成义务教育的居民劳动参与率的影响最大。根据相关回归结果,城市智能化对完成小学与初中教育居民的劳动参与率影响最显著。城市智能化使得低教育年限的居民劳动参与率平均提升3.5个百分点,且在1%的水平上显著。相反,对完成高中及以上教育的居民,城市智能化没有显著性影响。受教育程度与家庭收入存在正相关关系,这与前文结果相呼应。

第五,相比非农户籍的居民,城市智能化将更多地提高农业户籍居民的劳动参与率。按居民户籍类型划分后的回归结果显示,城市智能化使得农业户籍居民的劳动参与率平均提升1.8个百分点,且在10%的水平上显著;相反,对非农户籍居民劳动参与率的影响并不显著。这表明,城市智能化为农业户籍居民提供了更多就业机会。

<sup>①</sup> 限于篇幅,部分结果未显示,备案。

根据上述异质性结果,城市智能化对年龄较大、多个孩子、家庭收入较低、受教育程度较低、农业户籍的居民的劳动参与率影响较大,而这体现出城市智能化的包容性。

## (二) 城市智能化提高居民工资性收入

本文进一步研究城市智能化对居民收入的潜在影响。城市智能化对居民收入存在一定的拉动作用,但促进效果并不明显。城市智能化显著增加了居民工资性收入,使得居民的工资性收入平均提升 4.2%,且在 1%的水平上显著。而城市智能化并没有显著增加居民的经营性收入。采用宏观数据进行回归,将被解释变量替换成城市在岗职工平均工资后,相关回归结果显示,城市智能化对工资的提升作用仍然存在,城市智能化使得所在城市在岗职工平均工资提升 5.2 个百分点。城市智能化不仅提高了居民劳动参与,也增加居民工资性收入,这有利于扎实推动共同富裕,实现人民对美好生活的向往。

## 七、结论与启示

以智慧城市为代表的城市智能化转型举措为数字经济时代下应对城市发展挑战提供了新的解决方案。本文基于 2012—2014 年国家智慧城市试点建设的准自然实验,借助多时点 DID 模型研究了城市智能化对居民劳动供给的影响。主要结论如下:第一,城市智能化提高了居民劳动参与率。该结论在经过平行趋势检验、安慰剂检验、替换估计模型、不同样本选择范围等多重稳健性检验后依旧成立。第二,城市智能化对居民劳动参与具有“推拉效应”。一方面,城市智能化提升了居民对互联网信息的应用程度,产生了信息约束放松效应,推动居民劳动参与;另一方面,城市智能化促进了产业智能化转型,拉动第三产业居民劳动参与。第三,城市智能化对年龄较大、多个孩子、收入较低、技能较低、农业户籍个体的劳动参与率影响较大,城市智能化驱动下就业更具包容性。进一步研究发现,城市智能化显著提高了个体的工资性收入,在推动就业的同时有助于实现人民对美好生活的向往。

本文的政策启示包括:第一,基准回归结果揭示了城市智能化将依靠人工智能等数字技术的赋能刺激居民劳动参与率的提升,具有就业促进作用。基于此,各地政府应当以智慧城市建设为契机,进一步完善城市智能化转型相关配套基础设施建设与管理体系创新,加快转型进程。具体而言,政府应当加大对新一代信息通信技术创新的投入与扶持力度,在激励技术创新的同时深入推进人工智能等新一代信息通信技术在社会生产生活中的创新性应用,开发多元应用场景,全面释放技术发展带来的科技红利。从人力资源角度看,城市智能化对劳动力市场的供给与需求都将产生深刻影响,政府应当着重加强对高科技技术人才及相关专业人才的培养,从创建校-企-研究所三方合作平台到优化科研创新氛围全面发力向社会持续输送高质量人才。第二,政府在将城市智能化视为一项有助于就业战略落实的政策工具时要注意对数字平台等数字工具进行规范化监督,在坚持市场化为发展主线的前提下对其经营运作做到常态化、标准化监督把控,防止出现平台垄断等不利于就业导向的事件发生,关注如灵活就业者社会保障问题等伴随新经济业态发展而出现的新社会问题。第三,政府要进一步完善互联网等信息基础设施建设,做到“家家通网,家家有网,家家用网”。同时,要加强对居民正确、高效、健康使用互联网的引导与教育工作,通过结合现代信息技术手段建立官方就业信息服务平台等举措进一步扩大互联网使用对就业的带动作用。第四,异质性分析结果显示,城

市智能化对就业的促进作用具有包容性,政府不应当忽略或轻视当前仍存在于社会中的“数字鸿沟”现象,应当通过广泛开设数字技能培训进社区、进学校等项目,进一步使老年人、低收入人群等群体接触到数字知识并通过建立长期帮扶与追踪机制保证数字经济发展的红利在这些群体范围内持续释放。政府也应当通过线上线下开设免费就业培训课程等方式进一步提高这些群体的劳动能力并为这些群体进入劳动力市场提供必要的帮助与托底保障。对于多孩家庭而言,养育孩子所需要付出的直接经济成本和间接时间成本将加大多孩家庭的负担,并在很大程度上将需要照顾多个孩子的妇女排除在劳动市场之外。因此,政府对于多孩家庭应在教育、住房等方面根据实际情况给予一定补贴与帮扶,同时建立健全公共托育机构等基础设施服务,帮助多孩家庭中的女性劳动力重新进入劳动力市场。此外,城市智能化转型将会大幅度提高城市居民的生活水平,从而带来一定的人口流动,居民为追求更高的收入水平与生活质量会向经济发达地区与基础设施完善的地区迁移,率先实行城市智能化转型的城市将是优选目标。因此,政府应当进一步完善人才引进政策与户籍制度,在吸纳高水平人才的同时鼓励农村居民向城市转移,推动新型城镇化进程稳步向好。第五,政府应当进一步鼓励数字技术与服务业深度融合,丰富智慧城市辖区内的互联网应用场景,在创造更多就业岗位的同时为消费者提供更为多元化的产品与服务,增强其使用互联网的意愿。第六,长期稳定的劳动参与率离不开良好就业氛围和工作环境的构建,政府应着力构建新时代依托于互联网大环境的就业鼓励氛围,维护企业和劳动者各自的合法权利,在倡导男女平等、同工同酬等方面下苦功,消除各类隐形及潜在就业歧视,营造良好的社会就业环境。

本文基于智慧城市试点政策较为全面地分析了城市智能化与劳动供给之间的关系,但仍存在一定的不足。一方面,就业作为事关民生与经济高质量发展的大事,高质量就业与高匹配度就业是对就业问题理解的更高层次,未来对于城市智能化如何影响就业问题的探讨应当从上述两个角度出发进行更细致的研究。另一方面,各城市并非独立存在的孤岛,在不同城市地区间存在短期或长期的劳动力迁移。因此,就业和劳动参与受智慧城市建设影响的空间结构也有待进一步研究探讨。对上述不足的完善将会使学界对于以智慧城市试点为代表的城市智能化转型效应及其与就业之间的关系产生更为全面的理解。

---

#### 参考文献:

- [1]石大千,丁海,卫平,等. 智慧城市建设能否降低环境污染[J]. 中国工业经济,2018(6):117-135.
- [2]张阿城,王巧,温永林. 智慧城市试点、技术进步与产业结构转型升级[J]. 经济问题探索,2022(3):158-175.
- [3]张营营,高煜. 智慧城市建设对地区制造业升级的影响研究[J]. 软科学,2019,33(9):46-52.
- [4]张治栋,赵必武. 智慧城市建设对城市经济高质量发展的影响——基于双重差分法的实证分析[J]. 软科学,2021,35(11):65-70,129.
- [5]CARAGLIU A, DEL BO C F. Smart innovative cities: the impact of smart city policies on urban innovation[J]. Technological Forecasting and Social Change, 2019, 142: 373-383.
- [6]XU N N, DING Y X, GUO J H. Do smart city policies make cities more innovative: evidence from China[J]. Journal of Asian Public Policy, 2022, 15(1): 1-17.



- [7] WANG J X, DENG K. Impact and mechanism analysis of smart city policy on urban innovation: evidence from China[J]. *Economic Analysis and Policy*, 2022, 73: 574-587.
- [8] 陈彦斌, 林晨, 陈小亮. 人工智能、老龄化与经济增长[J]. *经济研究*, 2019, 54(7): 47-63.
- [9] 林晨, 陈小亮, 陈伟泽, 等. 人工智能、经济增长与居民消费改善: 资本结构优化的视角[J]. *中国工业经济*, 2020(2): 61-83.
- [10] 王瑞瑜, 王森. 老龄化、人工智能与产业结构调整[J]. *财经科学*, 2020(1): 80-92.
- [11] BAG S, PRETORIUS J H C, GUPTA S, et al. Role of institutional pressures and resources in the adoption of big data analytics powered artificial intelligence, sustainable manufacturing practices and circular economy capabilities[J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2021, 163: 120420.
- [12] KAR A K, CHOUDHARY S K, SINGH V K. How can artificial intelligence impact sustainability: a systematic literature review[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2022, 376: 134120.
- [13] 王文. 数字经济时代下工业智能化促进了高质量就业吗[J]. *经济学家*, 2020(4): 89-98.
- [14] 崔璐, 杨凯瑞. 智慧城市评价指标体系构建[J]. *统计与决策*, 2018, 34(6): 33-38.
- [15] YIGITCANLAR T, KAMRUZZAMAN M. Does smart city policy lead to sustainability of cities? [J]. *Land Use Policy*, 2018, 73: 49-58.
- [16] 湛泳, 李珊. 智慧城市建设、创业活力与经济高质量发展——基于绿色全要素生产率视角的分析[J]. *财经研究*, 2022, 48(1): 4-18.
- [17] PASKALEVA K A. The smart city: a nexus for open innovation? [J]. *Intelligent Buildings International*, 2011, 3(3): 153-171.
- [18] SCHAFFERS H, KOMNINOS N, PALLOT M, et al. Smart cities as innovation ecosystems sustained by the future internet[Z]. *Fireball White Paper*, 2012.
- [19] 武永超. 智慧城市建设能够提升城市韧性吗? ——一项准自然实验[J]. *公共行政评论*, 2021, 14(4): 25-44, 196.
- [20] HAARSTAD H, WATHNE M W. Are smart city projects catalyzing urban energy sustainability? [J]. *Energy Policy*, 2019, 129: 918-925.
- [21] 曲玥. 户籍身份对工作转换及就业状况的影响[J]. *经济与管理评论*, 2022, 38(2): 5-17.
- [22] 张抗私, 史策. 认知能力、技术进步与就业极化[J]. *现代财经(天津财经大学学报)*, 2022, 42(5): 95-113.
- [23] 柳芸芸, 叶映华. “新生代海归”就业质量的影响因素研究——基于有序 Logistic-ISM 模型的实证分析[J]. *华东师范大学学报(教育科学版)*, 2021, 39(12): 42-58.
- [24] 毕红霞, 杨晓彤. 农村老年人劳动参与率提升的主导因素研究——基于 CHARLS 数据的研判[J]. *中国农业资源与区划*, 2022, 43(6): 173-184.
- [25] 王贝贝, 陈勇兵, 李震. 减税的稳就业效应: 基于区域劳动力市场的视角[J]. *世界经济*, 2022, 45(7): 98-125.
- [26] 史青, 赵鑫, 万山, 等. 贸易开放、异质性企业与就业波动[J]. *世界经济文汇*, 2022(3): 17-33.
- [27] 余东华, 孙婷. 环境规制、技能溢价与制造业国际竞争力[J]. *中国工业经济*, 2017(5): 35-53.
- [28] LIU M D, TAN R P, ZHANG B. The costs of “blue sky”: environmental regulation, technology upgrading, and labor demand in China[J]. *Journal of Development Economics*, 2021, 150: 102610.
- [29] 胡拥军, 关乐宁. 数字经济的就业创造效应与就业替代效应探究[J]. *改革*, 2022(4): 42-54.
- [30] 郭东杰, 周立宏, 陈林. 数字经济对产业升级与就业调整的影响[J]. *中国人口科学*, 2022(3): 99-110, 128.
- [31] 郭晴, 孟世超, 毛宇飞. 数字普惠金融发展能促进就业质量提升吗? [J]. *上海财经大学学报*, 2022, 24(1): 61-75, 152.
- [32] 谢萌萌, 夏炎, 潘教峰, 等. 人工智能、技术进步与低技能就业——基于中国制造业企业的实证研究[J]. *中国管理科学*, 2020, 28(12): 54-66.
- [33] 李磊, 王小霞, 包群. 机器人的就业效应: 机制与中国经验[J]. *管理世界*, 2021, 37(9): 104-119.
- [34] 张美莎, 曾钰桐, 冯涛. 人工智能对就业需求的影响: 基于劳动力结构视角[J]. *中国科技论坛*, 2021(12): 125-133.
- [35] KARABARBOUNIS L, NEIMAN B. The global decline of the labor share[J]. *The Quarterly Journal of Economics*, 2014, 129(1): 61-103.
- [36] 江永红, 张本秀. 人工智能影响收入分配的机制与对策研究[J]. *人文杂志*, 2021(7): 58-68.
- [37] ACEMOGLU D, RESTREPO P. The race between man and machine: implications of technology for growth, factor shares, and employment[J]. *The American Economic Review*, 2018, 108(6): 1488-1542.
- [38] 杨伟国, 邱子童, 吴清军. 人工智能应用的就业效应研究综述[J]. *中国人口科学*, 2018(5): 109-119, 128.
- [39] 张世虎, 顾海英. 信息渠道变革引致乡村居民多样化高质量就业的逻辑[J]. *劳动经济研究*, 2020, 8(4): 121-144.

- [40] 杜敏. 职业发展中的“斜杠青年”现象论析[J]. 当代青年研究, 2017(5): 78-83, 114.
- [41] 詹婧, 王艺, 孟续铎. 互联网平台使灵活就业者产生了分化吗? ——传统与新兴灵活就业者的异质性[J]. 中国人力资源开发, 2018, 35(1): 134-146.
- [42] 张卫东, 卜偲琦, 彭旭辉. 互联网技能、信息优势与农民工非农就业[J]. 财经科学, 2021(1): 118-132.
- [43] 陈瑛, 梁雅爽, 向晶. 互联网接入与劳动者多重就业——基于 CFPS 数据的实证研究[J]. 劳动经济研究, 2021, 9(6): 72-97.
- [44] AUTOR D H. Wiring the labor market[J]. Journal of Economic Perspectives, 2001, 15(1): 25-40.
- [45] KUHN P, MANSOUR H. Is internet job search still ineffective? [J]. The Economic Journal, 2014, 124(581): 1213-1233.
- [46] 王文彬, 吴海琳. 互联网使用及其对社会认同的影响——基于 CGSS2010 数据的实证分析[J]. 江海学刊, 2014(5): 92-100.
- [47] GRANOVETTER M S. The strength of weak ties[J]. American Journal of Sociology, 1973, 78(6): 1360-1380.
- [48] 刘斌. 同群效应对创业及创业路径的影响——来自中国劳动力动态调查的经验证据[J]. 中国经济问题, 2020(3): 43-58.
- [49] 邓睿. 社会资本动员中的关系资源如何影响农民工就业质量? [J]. 经济动态, 2020(1): 52-68.
- [50] 王子敏. 互联网、社会网络与农村流动人口就业收入[J]. 大连理工大学学报(社会科学版), 2019, 40(3): 15-23.
- [51] 曾凡斌. 互联网使用方式与社会资本的关系研究——兼析互联网传播能力在其间的作用[J]. 湖南师范大学社会科学学报, 2014, 43(4): 152-160.
- [52] DIMAGGIO P, BONIKOWSKI B. Make money surfing the web? The impact of internet use on the earnings of U. S. workers [J]. American Sociological Review, 2008, 73(2): 227-250.
- [53] 王小艳. 人工智能赋能服务业高质量发展: 理论逻辑、现实基础与实践路径[J]. 湖湘论坛, 2020, 33(5): 136-144.
- [54] 戚聿东, 刘翠花, 丁述磊. 数字经济发展、就业结构优化与就业质量提升[J]. 经济动态, 2020(11): 17-35.
- [55] LUO Q L, MIAO C L, SUN L Y, et al. Efficiency evaluation of green technology innovation of China's strategic emerging industries: an empirical analysis based on Malmquist-data envelopment analysis index[J]. Journal of Cleaner Production, 2019, 238: 117782.
- [56] 胡俊, 杜传忠. 人工智能推动产业转型升级的机制、路径及对策[J]. 经济纵横, 2020(3): 94-101.
- [57] DAUTH W, FINDEISEN S, SUEDEKUM J, et al. Adjusting to robots: worker-level evidence [Z]. Opportunity and Inclusive Growth Institute Working Paper No. 13, 2018.
- [58] AGHION P, HOWITT P. Growth and unemployment[J]. The Review of Economic Studies, 1994, 61(3): 477-494.
- [59] 李力行, 周广肃. 平台经济下的劳动就业和收入分配: 变化趋势与政策应对[J]. 国际经济评论, 2022(2): 46-59, 5.
- [60] AUTOR D H, DORN D. The growth of low-skill service jobs and the polarization of the US labor market[J]. The American Economic Review, 2013, 103(5): 1553-1597.
- [61] 孙早, 侯玉琳. 工业智能化如何重塑劳动力就业结构[J]. 中国工业经济, 2019(5): 61-79.
- [62] 王永钦, 董雯. 机器人的兴起如何影响中国劳动力市场? ——来自制造业上市公司的证据[J]. 经济研究, 2020, 55(10): 159-175.
- [63] 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.
- [64] EVANGELISTA R, GUERRIERI P, MELICIANI V. The economic impact of digital technologies in Europe[J]. Economics of Innovation and New Technology, 2014, 23(8): 802-824.
- [65] 张碧琼, 吴婉婷. 数字普惠金融、创业与收入分配——基于中国城乡差异视角的实证研究[J]. 金融评论, 2021, 13(2): 31-44, 124.
- [66] 马双, 李雪莲, 蔡栋梁. 最低工资与已婚女性劳动参与[J]. 经济研究, 2017, 52(6): 153-168.
- [67] 赵婷. 配偶收入对女性劳动参与的影响[J]. 经济与管理研究, 2019, 40(4): 65-75.
- [68] 宋月萍. 照料责任的家庭内化和代际分担: 父母同住对女性劳动参与的影响[J]. 人口研究, 2019, 43(3): 78-89.
- [69] BECK T, LEVINE R, LEVKOV A. Big bad banks? The winners and losers from bank deregulation in the United States[J]. The Journal of Finance, 2010, 65(5): 1637-1667.
- [70] 李志远, 曹哲正. 综合保税区的设立对制造业就业水平的影响分析[J]. 国际贸易问题, 2021(8): 104-118.

## Urban Intelligence, Residents' Labor Supply and Inclusive Employment

### —Evidence from a Quasi-natural Experiment

LI Chengming<sup>1</sup>, WANG Xiao<sup>2</sup>, LI Bo<sup>2</sup>

(1. Minzu University of China, Beijing 100081;

2. Peking University, Beijing 100871)

**Abstract:** Digitalization, networking and intelligence are important trends in economic and social development. However, most existing research focuses on the labor demand of enterprises, with little attention given to residents' labor supply or the overall impact of urban intelligence on their labor participation. Based on the quasi-natural experiment of national smart city pilot construction, this paper matches the data of China Family Panel Studies (CFPS) from 2010 to 2018, and obtains 43,538 valid individual samples. Then, using the Probit model and multi-time difference-in-differences (DID) method, it investigates the impact of urban intelligence on residents' labor participation, and explores the mechanism and heterogeneity with the mediating effect model and group regression methods.

The findings reveal that urban intelligence enhances residents' labor participation. This conclusion remains valid after a series of robustness tests, such as parallel trend tests, policy exogeneity tests, counterfactual tests, placebo tests, and the replacement of estimation models and sample size. Mechanism analysis indicates that urban intelligence has a push-pull effect on residents' labor participation. On the one hand, it enhances residents' application of internet information, thus relaxing information constraints, and promoting their labor participation. On the other hand, it accelerates industrial intelligence transformation, creates new employment opportunities, and expands employment forms such as remote working, reducing the difficulty of employment and stimulating residents' labor participation. Further analysis shows that urban intelligence has a significant impact on the labor participation rate of people with older age, multiple children, low income, low skills, and agricultural households. Additionally, urban intelligence significantly improves residents' wage income, indicating an improvement in opportunities and quality of employment, thus fulfilling their aspiration for a happier and better life.

The marginal contributions are reflected as follows. First, from a micro-individual perspective, this paper investigates the impact of urban intelligence on labor participation based on smart city pilot policies. Second, combining macro-regional policies with micro-individual employment, it examines the impact of urban intelligence on the labor participation rate and explores the possible influence mechanism and heterogeneous effects. Third, it discusses the impact of artificial intelligence application on labor participation from the perspective of urban intelligence, which makes up for the shortcomings of existing literature. Therefore, it is necessary to give full play to the role of urban intelligence transformation in stabilizing employment, accelerate the construction of smart cities, and jointly promote the strength in digital development and shared prosperity.

**Keywords:** urban intelligence; labor supply; labor participation; artificial intelligence; smart city; inclusive employment