

智慧城市建设如何影响劳动力就业?

夏海波 刘耀彬 邵汉华

内容提要:智慧城市建设重塑城市创新形态,加速城市数字化转型,对劳动力就业产生深刻影响。本文利用中国智慧城市试点政策构建多期双重差分模型,从规模与结构的二维视角考察智慧城市建设对劳动力就业的影响及作用机理。研究表明:(1)智慧城市建设总体上能够扩大就业规模,优化技能层面就业结构,且规模效应大于结构效应,呈现出先量变后质变的边际递增趋势;(2)智慧城市建设通过技术创新补偿效应、网络基础设施配置效应和人力资本积累效应推动劳动力就业量质齐升;(3)在科教资源丰富、信息化应用水平较高、劳动力市场扭曲严重的地区以及大城市,智慧城市建设的就业促进作用尤为明显;(4)智慧城市建设的就业规模效应通过行业间溢出实现,而就业结构效应主要源于劳动力技能偏好,存在就业极化特征。本文的研究结论为数字化转型下城市高质量就业提供新方案,为劳动力就业方面的公共政策制定提供经验证据。

关键词:智慧城市 数字化转型 劳动力就业 就业规模 就业结构

中图分类号:F292;F241.4

文献标识码:A

文章编号:1000-7636(2024)08-0103-22

一、问题提出

高质量就业是推进共同富裕的内在要求,是建设中国式现代化的重要支撑。党中央高度重视就业工作,实施就业优先战略,积极培育新就业形态。数字时代,就业领域出现新变化,技术变革对劳动力技能素质提出新要求。与此同时,智慧城市建设融合数字化、网络化与智能化,重构城市创新形态,推动城市数字化变革。自2012年国家智慧城市试点工作正式启动以来,智慧城市建设已成为中国推动区域数字化转型的一项重要举措。党的十九大明确提出建设数字中国和智慧社会;党的二十大强调“加快转变超大特大城市发展方式,实施城市更新行动,加强城市基础设施建设,打造宜居、韧性、智慧城市”。可以预见,智慧城市建设将会深刻改变产业发展模式和经济发展方式,进而对劳动力就业产生影响。一方面,智慧城市建设将新一代信息和数字技术融入经济社会、公共服务等领域,催生新业态、新组织^[1],创造新岗位和新职业。另一方面,以信息、数据要素挤出劳动力为主要方式的智能化生产技术改造加速了对从事程式化工作的中

收稿日期:2023-10-17;修回日期:2024-06-06

基金项目:国家社会科学基金重大项目“中国式现代化进程中的区域协调发展路径优化研究”(23&ZD034);江西省研究生创新项目“新型数字基础设施建设驱动碳减排机制与路径研究”(YC2022-B034)

作者简介:夏海波 南昌大学经济管理学院博士研究生,南昌,330031;

刘耀彬 南昌大学经济管理学院教授、博士生导师,通信作者;

邵汉华 南昌大学经济管理学院教授。

作者感谢匿名审稿人的评审意见。

低技能劳动力的替代,造成结构性失业^[2]。那么,智慧城市建设是否扩大就业容量,能否优化就业结构、提升就业质量?解答这些问题对于实现更加充分、更高质量就业以及制定相关政策具有重要的现实意义。

近年来,关于智慧城市建设的经济效应与环境效应研究不断涌现。在经济效应方面,从创业活动的角度,湛泳和李珊(2022)研究发现智慧城市建设通过激发区域创业活动提升经济增长质量^[3];谭伟杰和胡润哲(2024)研究发现智慧城市建设通过促进数据要素集聚激发个体创业行为^[4]。从产业结构变迁的角度,王敏等(2020)认为智慧城市建设对产业结构合理化与高度化具有正向效应^[5]。然而,张阿城等(2022)研究发现智慧城市试点显著提升产业结构高级化水平,但并未提升产业结构合理化水平^[6]。还有研究从创新视角切入,发现智慧城市建设主要通过集聚高端人力资本^[7]、革新信息技术^[8]、优化创新环境^[9]来提升城市的创新能力。在环境效应方面,有研究认为智慧城市建设能够提高城市生态环境韧性^[10]、降低环境污染^[11]、减少碳排放^[12]、促进节能减排^[13]。然而,虽然智慧城市建设可以通过产业结构优化和技术创新降低污染,但可能会存在回弹效应^[14]。可见,目前关于智慧城市建设的经济和环境效应的研究成果已经颇为丰富,这为后续深入研究智慧城市建设对劳动力就业的影响效应提供了有益参考和借鉴。

现有关于劳动力就业影响因素的文献聚焦于信息化智能化、人力资本集聚、技术创新等视角。关于信息化、智能化对劳动力的影响,现有观点存在分歧。孙伟增和郭冬梅(2021)利用城市层面与上市公司匹配数据,研究发现信息基础设施建设显著提升企业劳动力需求,且对于高学历的劳动力和技术人员的影响更大^[15]。类似地,夏海波等(2021)研究发现网络基础设施建设推动了劳动力就业水平提升,且增量效应具有动态特征^[16]。李磊等(2021)从智能化视角发现机器人应用产生溢出效应,能够提升企业对劳动力的需求^[17]。然而,何勤等(2020)发现人工智能技术应用会对制造业员工数量产生替代效应^[18]。就人力资本因素而言,刘诗濛等(2021)认为人力资本集聚促进以金融业、信息传输、计算机服务和软件业为代表的高端服务业就业^[19]。在技术创新因素中,袁冬梅等(2021)发现自主创新投入增加会促进技能劳动力就业,减少对中低技能劳动力的需求^[20]。陈建伟和苏丽锋(2021)认为通用型技术加速城市就业结构服务化^[21]。现有研究成果为深入理解劳动力就业规模与结构变动的成因提供有益见解,但鲜有文献从智慧城市建设层面展开讨论。智慧城市建设作为中国城市数字化转型的必然结果,其如何影响劳动力就业的规模与结构,这是一个非常值得探究的现实问题。

综上,已有研究仍具有较大拓展空间:(1)缺乏评估智慧城市建设的社会效应。现有研究多集中在评估智慧城市试点政策的经济效应和环境效应,智慧城市就业效应的研究存在扩展空间;现有关于就业领域文献集中于就业规模或者结构的单一视角,且研究对象聚焦于微观个体和企业层面,鲜有学者将智慧城市、城市就业规模和城市就业结构三者纳入同一分析框架开展理论和实证研究。(2)缺少采用政策评估方法考察智慧城市建设的就业动态效应。事实上,智慧城市建设具有中国特色的阶段性特征,其与城市经济社会融合程度随时间推移而改变,故其对劳动力就业影响可能存在动态变化。(3)内在机理不清晰。智慧城市建设与就业变动之间的关系存在“黑箱”,智慧城市建设对就业的影响不仅需要—个较为复杂的传导机制,还亟待从宏观与微观层面深入探讨智慧城市建设对劳动力就业的异质性影响。

鉴于此,本文可能的创新在于以下三个方面:一是研究视角上,基于就业规模和结构的双重视角,考察智慧城市建设对劳动力就业的影响,丰富了智慧城市建设与劳动力就业交叉领域的实证文献。从劳动力就业规模与结构这两个特定角度解释了智慧城市建设对于中国城市更加充分、更高质量就业的独特意义。二是研究方法上,将智慧城市试点政策作为一项准自然实验,运用双重差分模型评估智慧城市建设的劳动力就业效应,并进一步采用工具变量法缓解了由试点城市选取非随机性导致的内生性问题,尽可能得到更为

可靠的研究结论。三是研究内容上,不仅分析了智慧城市建设对劳动力就业变化的平均影响效应,还梳理出智慧城市建设影响劳动力就业的作用机制,并从宏观和微观层面对政策实施影响就业的异质性进行讨论,考察了城市特征、行业以及个体技能的异质性影响,从而深化对试点政策在城市社会影响方面的解读。

二、政策背景与研究假设

(一) 政策背景

智慧城市概念源于2008年国际商业机器公司(IBM)提出的智慧地球的理念,是城市数字化转型的产物。智慧城市建设以大数据、宽带网络、云计算等数字技术为运行载体,以推动城市运行系统的互联互通、高效智能为发展目标,以城市创新形态为表现形式。中国智慧城市是推动城市数字化发展转型的必由之路,是推进中国城市治理体系和治理能力现代化的重要抓手。2012年,住房和城乡建设部印发《国家智慧城市试点暂行管理办法》(下文简称《办法》),自此中国智慧城市试点工作正式启动,并于2013年、2014年继续推动国家智慧城市试点工作,先后公布的三批试点名单涵盖中国290个城市。《办法》规定,申报国家智慧城市试点的城市(区、镇),应对照《国家智慧城市(区、镇)试点指标体系(试行)》,结合当地实际,具体从网络基础设施建设、城市公共信息平台与基础数据库、政务服务、基本公共服务、智慧应用以及智慧产业等方面制定切实可行的实施方案。2016年11月,国家发展和改革委员会等部门联合下发《关于组织开展新型智慧城市评价工作务实推动新型智慧城市健康快速发展的通知》(发改办高技[2016]2476号),指出“新型智慧城市是以创新引领城市发展转型,全面推进新一代信息技术与新型城镇化发展战略深度融合,提高城市治理能力现代化水平,实现城市可持续发展的新路径、新模式、新形态。”进入智慧城市建设新阶段,智慧城市建设的内容由原来的智慧产业与经济、保障体系与基础设施、智慧建设与宜居、智慧管理与服务四个方面拓展到创新发展、惠民服务、精准治理、生态宜居、智能设施、信息安全、信息资源七个方面。因此,智慧城市建设已经融入经济社会发展的各个方面。

根据政府相关文件,国家智慧城市试点政策主要包括两个方面的建设目标。一是积极发展智慧民生服务,提高城市治理效率。建成和完善在劳动就业、交通出行等公共服务领域的信息服务体系,使公众更加方便、及时、高效地获取基本公共服务。二是推动数字技术应用,打造城市创新形态。在国家政策引领和地方政府积极推动下,中国智慧城市发展步入快车道,取得明显成效。《“十四五”国家信息化规划》统计显示,在智慧产业与经济方面,2020年数字产业化和产业数字化加快发展,战略性技术产业生态不断优化,电子信息制造业增加值保持年增长9%以上,软件业务收入保持年增长13%以上,电子商务交易额达到37.21万亿元,数字经济核心产业增加值占国内生产总值(GDP)比重达到7.8%,数字经济总量跃居世界第二。在智能基础设施方面,信息基础设施全球领先,建成全球规模最大的光纤和第四代移动通信(4G)网络。在新业态新模式方面,数字技术与各行业加速融合,在线学习、远程会议、网络购物、视频直播等生产生活新方式加速推广,互联网平台日益壮大。数字政府建设成效显著,全国政府网站集约化水平显著提升。据智慧城市工作委员会统计,2022年中国智慧城市的市场规模达到25万亿元,较2021年增长18.6%。由此可见,智慧城市建设正推动城市数字化转型,重塑城市创新形态与产业结构,对中国经济社会产生巨大的影响。那么,智慧城市如何影响劳动力就业规模与结构?

(二) 智慧城市建设影响劳动力就业的直接效应

智慧城市建设经历了从注重信息基础设施建设到市场化应用阶段,其本质是将物联网、互联网、人工智

能等信息通信技术融入居民生活、企业生产、政府治理等各个领域。智慧城市建设过程中的智能化、自动化以及智慧化应用,势必推动新一轮产业变革,重构行业生产组织,进而产生就业创造与挤出双重效应。一方面,智慧城市建设的补偿效应可能增加劳动力就业。智慧城市建设会带动信息化应用水平提升、推动城市数字化转型,催生平台就业、灵活就业与创业。物联网、云计算等作为智慧城市建设的核心技术,其推广应用依赖人才,而智慧城市建设促进高端人才、高新企业等集聚,推动信息软件业、现代商务服务业、科技服务业等高端服务业发展,创造大量知识和技术密集型工作岗位,进而增加对高技能劳动力需求,促进劳动力技能结构高级化与高质量就业。另一方面,智慧城市建设可能对劳动力就业产生挤出效应。智慧城市建设催生出数字经济和智能化技术,不仅对传统装备制造业就业产生冲击,促使行业就业结构由制造业向服务业转型,还倾向于挤出中低技能就业岗位,替代程式化任务的简单低技能劳动力,进而造成结构性失业。基于此,本文提出如下研究假设:

假设 1:智慧城市建设对就业规模的影响呈现替代-补偿效应,预期净效应为正。

假设 2:智慧城市建设促进高技能劳动力就业,减少低技能劳动力就业,推动就业结构优化。

(三) 智慧城市建设影响劳动力就业的作用机制

中国的劳动力就业结构性矛盾突出表现在劳动力供给与需求错配。劳动力供需匹配效果会受到劳动力就业市场环境的影响。作为城市全域数字化转型的核心驱动力,智慧城市建设重塑区域创新生态、加速数字基础设施建设以及集聚高端人力资本,深刻改变劳动力就业市场环境。本文认为智慧城市建设通过技术创新补偿、网络基础设施配置、人力资本积累等途径影响劳动力就业规模和结构。本文的理论机制如图 1 所示。

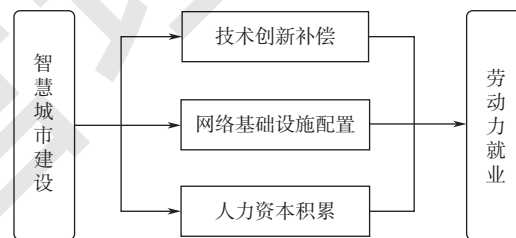


图 1 理论机制

1. 技术创新补偿效应

智慧城市建设可以通过技术创新补偿效应影响劳动力就业规模与结构。智慧城市建设是融合技术创新和产品创新在内的一种综合创新模式^[9]。智慧城市建设的创新效应主要体现在:第一,数字技术创新。智慧城市建设推动各类传感器、智能监控设备等智慧因子应用到城市生产活动中,其依托的物联网等数字技术,是以知识、技术等要素投入为主,具有低成本扩散、边际收益递增和规模报酬递增的特点^[22],有助于新一代信息技术产业和新材料产业的发展,会促进高新企业、研发资本等创新要素的集聚,进而全面提升当地的技术进步水平。第二,产品创新。智慧城市建设推动信息技术和智能技术应用于企业传统产品中,提高了企业产品及其生产过程中的信息化和智慧化水平^[9]。产品创新是以产品技术含量提高和质量升级为主要特征的生产过程,产品升级换代的过程即为技术创新不断进步的过程^[11]。企业产品实现升级换代,意味着其传统的生产技术、生产设备及生产方式的更新升级。

熊彼特创造性破坏理论认为,新技术革命和产业变革是一个创造性毁灭的过程。智慧城市建设激发技术创新,对就业影响产生双重效果。一方面,技术创新会挤出低技能劳动力就业。根据新古典劳动力需求理论,总需求技术弹性决定技术进步对就业的影响效果,从短期来看,技术进步对需求的影响较小,新技术赋能经济持续增长和结构升级,势必带来结构调整,传统低效率产业退出市场,行业就业岗位随之消失。技能偏向的就业转变对传统就业岗位的劳动力产生冲击^[2],出现结构性失业。另一方面,技术创新会增加就业规模和优化就业结构。数字技术创新提高原有企业生产效率和利润,促进企业生产规模扩

张。同时,新产品的开发与利用,引致市场需求规模扩大,催生新行业,进而创造大量就业岗位。此外,数字技术催生相关信息产业(如信息制造业、信息服务业),尖端信息技术应用多集中于高端服务业,该类就业岗位存在高技能、高学历门槛,对高素质就业者存在虹吸效应,会促使劳动力市场高级化和就业质量明显提高。综上,智慧城市建设可能通过技术创新影响劳动力就业规模与结构。基于此,本文提出如下研究假设:

假设3:智慧城市建设可以通过提高技术创新能力影响劳动力就业。

2. 网络基础设施配置效应

网络基础设施是智慧城市建设的基石,其在智慧城市影响劳动力就业的过程中发挥的作用同样不容忽视。智慧城市建设通过信息基础设施投入和数字融合应用加速网络基础设施完善。一方面,智慧产业政策引致的一大批新兴数字产业都以网络基础设施为基础支撑。智慧城市试点政策支持城市加强信息化发展^[9],智慧城市建设会增加对互联网、物联网以及以公共数据平台为代表的新一代信息基础设施的投入。另一方面,基础设施的智慧化、智能化成为智慧城市建设的重要环节。智慧城市试点政策促进数字技术与传统基础设施融合,智能交通、智慧物流、智慧能源等新项目建设带动网络基础设施发展。

智慧城市建设催生的网络基础设施建设对劳动力就业的影响表现如下:一方面,信息不对称理论认为,要素市场的扭曲使要素价格信号完全失去了其真实的反映作用。劳动力要素扭曲后,就业市场产生劳动力错配,人岗匹配成本增加,将不利于劳动力就业水平提升;而网络基础设施建设加速了互联网普及,提供了便捷的信息交流平台,有助于缓解信息不对称^[23],加快劳动力市场信息传播速度,使需求端与供给端之间的沟通更为便捷,从而缓解劳动力市场扭曲,优化劳动力配置,提高人岗匹配概率。另一方面,依据基础设施强外部性理论,网络基础设施作为一种社会先行资本,会对经济增长产生重要的促进作用。宽带网络技术的开发、扩散和应用会孕育新模式、新业态,创造新部门、刺激新需求,产生新的就业岗位,使得现代服务业孵化出多种平台经济从业者,从而提升创业活跃度,增加劳动者就业机会。基于此,本文提出如下研究假设:

假设4:智慧城市建设可以通过网络基础设施的配置效应影响劳动力就业。

3. 人力资本积累效应

智慧城市建设将从以下两方面促进人力资本积累:一方面,智慧城市加速人力资本集聚。智慧项目开展多由数字产业部门承接并依赖优质人力资本完成,智慧项目的刚性需求极易吸引高素质科技人才与高技能劳动者流入智慧城市^[7]。此外,智慧交通、智慧政务、智慧医疗、智慧教育等新一代信息技术的应用,将有效缓解“大城市病”,优化城市管理模式,提高市民生活质量,促进创业型人力资源高效配置和人力资本集聚,这些都有利于加快人力资本积累。另一方面,智慧城市建设降低学习成本。在线学习、网络学习、远程学习等新型学习方式的出现,使得学习资源更加丰富。智慧教育平台,能够突破时空限制,为人们有效获取知识提供了更多便利。共享经济理论认为一个将互联网与无线技术连接起来的智慧平台让分享变得容易,互联网依托信息元传递知识,促进知识在劳动力之间互联共享,降低交流学习成本,提高知识传播效率^[24],从而加快人力资本积累和劳动力市场高级化进程^[25]。

人力资本作为重要的生产要素,会对劳动力就业产生重要作用。人力资本水平越高,劳动者的科技能力与就业能力越强,就业机会与劳动报酬越高。智慧城市建设带动的人力资本积累对劳动力就业的影响如下:第一,人力资本积累从劳动力供给角度影响就业。根据经典人力资本理论,人力资本积累能使劳动力获取异质性技能,会增加有效劳动供给,提高个体劳动生产率,使其在劳动力市场具有竞争优势,而高技能劳

动力能有效应对由信息通信技术带来的生产方式与组织变革^[26],降低失业风险。第二,人力资本积累从劳动力需求角度影响就业。人力资本积累提升企业生产率,推动技术密集型与知识密集型产业的规模增长,进而带动劳动力就业需求数量增加与结构变化。基于此,本文提出如下研究假设:

假设 5:智慧城市建设通过推动人力资本积累影响劳动力就业。

三、研究设计

(一) 模型设计

1. 基准模型

借鉴袁航和朱承亮(2020)^[7]的做法,本文将智慧城市试点政策看作是一项准自然实验,使用多期双重差分法评估智慧城市建设对劳动力就业的影响。双重差分(DID)法可以解决反向因果、遗漏变量等因素引致的内生性问题,而多期 DID 是将传统 DID 单一政策试点推广到多期,可以减少样本损失,使估计结果更具有代表性。模型(1)构建如下:

$$employ_{it} = \beta_0 + \beta_1 smart_{it} + \sum \gamma X_{it} + \lambda_i + \delta_t + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

其中, i 为城市, t 为时间; β_0 表示截距项; λ_i 和 δ_t 分别表示时间固定效应和地区固定效应, ε_{it} 表示随机扰动项。 $employ_{it}$ 为被解释变量,包括就业规模和就业结构。 $smart_{it}$ 为智慧城市建设的虚拟变量,估计系数 β_1 表示智慧城市试点政策对就业的影响。 X_{it} 表示一系列控制变量, γ 表示控制变量估计系数。

2. 机制检验模型

根据前文的理论机制分析,智慧城市建设对劳动力就业的影响可能存在技术创新能力、网络基础设施水平以及人力资本水平三种作用机制。基于此,本文参考江艇(2022)^[27]对于机制检验的做法,构建模型(2)进行实证检验:

$$Z_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 smart_{it} + \sum \gamma X_{it} + \lambda_i + \delta_t + \varepsilon_{it} \quad (2)$$

其中, Z_{it} 为机制变量,包括技术创新能力(ino)、网络基础设施水平(inf)、人力资本水平(hum);其他变量与模型(1)一致。

(二) 变量选取

1. 被解释变量

就业规模参考王文(2020)^[28]的研究思路,采用城镇总就业人员占地区总人口比值来衡量就业规模的扩张程度,记为 $emsc$ 。比值越高,表示就业率越好,即就业规模增加。考虑到智慧城市建设对劳动力技能素质提出更高要求,就业结构用劳动力技能结构表示,记为 $emst$ 。借鉴杨伟国和吴邦正(2022)^[29]的测度方法,用大专及以上学历就业人数与大专以下学历就业人数的比值衡量。

2. 核心解释变量

智慧城市建设,由虚拟变量($smart$)表示。鉴于住房和城乡建设部于2012—2014年遴选出第三批智慧城市建设试点名单,本文采用多期 DID 模型,以第三批智慧城市试点为准自然实验,分别将这三年作为第三批试点城市受政策冲击的时间点。若城市在政策处理时间点实施了试点政策,则 $smart$ 取值为1,否则为0。具体来说,对于首批试点城市,其2012年及以后的 $smart$ 赋值为1;对于第二批实施政策地区,其2013年及以后的 $smart$ 赋值为1;对于第三批实施政策地区,其2014年及以后的 $smart$ 赋值为1。

3. 控制变量

为了尽可能克服遗漏变量的影响,本文选取以下控制变量:(1)经济发展水平(*pgdp*)。理论上,经济越发达,就业服务体系越完善,吸收就业能力越强,参考刘海建和胡化广(2023)^[30]的做法,用人均GDP的对数表示。(2)产业结构服务化(*thir*)。参考汪前元等(2022)^[31]的做法,用第三产业产值占比表示。(3)外资利用水平(*fdi*)。主要考察外商投资对就业的影响,参考王文(2020)^[28]、李梦娜和周云波(2022)^[32]做法,用外商直接投资占GDP比重表示。(4)固定资产投资(*inv*)。为观察地区资本积累的变化对就业的影响,参考韩民春等(2020)^[33]的做法,用城市固定资产投资总额的对数表示。(5)工资水平(*wage*)。工资是调节劳动供给和需求的平衡器,影响一个地区的就业水平。参考夏海波等(2021)^[16]的做法,用城市职工平均工资的对数表示。

(三) 数据来源说明

本文使用2003—2019年中国222个地级市面板数据,变量选取主要来源于《中国城市统计年鉴》。由于2021年《中国城市统计年鉴》未再公布2020年细分行业以及城镇私营和个体从业人员数据,为了保持研究过程一致性,考察期截至2019年。城市创新数据来源于中国研究数据服务平台(CNRDS)。在选取实验组和控制组过程中,进行了以下处理:在设立智慧城市试点时,中央政府将部分城市内部的某个自治州或者县作为试点城市(如南京河西新城、上海浦东新区等),基于数据可得性和研究样本可比性,故将其剔除。为此,本文选取实验组102个城市、控制组120个城市,共222个城市样本数据。

主要变量的描述性统计如表1所示。

表1 主要变量的描述性统计

变量	观测值	均值	标准差	最小值	最大值
<i>emsc</i>	3 774	0.202 8	0.155 1	0.035 9	1.746 3
<i>emst</i>	3 774	0.134 9	0.084 2	0.012 7	0.440 9
<i>smart</i>	3 774	0.190 5	0.392 8	0	1
<i>pgdp</i>	3 774	10.096 7	0.852 8	7.545 0	12.656 7
<i>thir</i>	3 774	37.476 8	8.945 4	8.580 0	79.230 0
<i>fdi</i>	3 774	1.635 3	2.051 2	0.000 0	37.579 0
<i>inv</i>	3 774	6.156 6	1.179 5	2.807 4	9.165 3
<i>wage</i>	3 774	10.350 1	0.637 5	2.712 0	11.828 4

四、实证结果分析

(一) 基准回归分析

表2列示了使用多期DID模型对智慧城市建设影响劳动力就业规模和结构的估计结果。由劳动力就业规模(*emsc*)对智慧城市建设的全样本回归结果可知,核心解释变量的系数在1%的显著性水平下为正,表明智慧城市建设可以带动劳动力就业规模增加。估计结果验证了智慧城市建设就业增量效应,佐证了假设1。理论上,智慧城市建设对劳动力就业会产生创造效应和挤出效应双重效果,但回归结论意味着创造效应大于挤出效应,净效应为正。对此的理解是:一方面,智慧城市建设带动新型基础设施建设,其互联网属

性不仅可以提高劳动力市场交易效率和资源配置效率,创造大量灵活就业,还会扩大创业者的社会网络,满足创业者的信息获取需求,使得创业者容易获得较多的创业资源和降低创业成本,带动创业式就业。另一方面,智慧城市建设带动智慧教育平台知识共享,通过发挥知识溢出效应降低劳动力学习交流成本,提升劳动力整体素质,降低结构性失业。虽然智慧城市建设带来的技术进步可能挤出部分传统就业岗位,产生技术性失业,但长期看,数字技术进步产生就业创造效应,比如平台就业等新就业形态会吸纳由于被技术替代而转岗的劳动力,从而抵消负向效应,表现为就业规模增加。

由智慧城市建设影响就业结构(*emst*)的全样本估计结果可知,智慧城市建设的估计系数为0.0048,且在1%的水平下显著为正。这说明智慧城市建设能够推动劳动力就业技能结构优化,即智慧城市建设具有提质效应。假设2得到验证。同时,这还意味着相对于非试点城市,试点城市就业结构优化了0.48%。事实上,智慧城市建设需要依托物联网、大数据、移动互联等新一代信息技术应用,信息技术渗透带动以科学研究和技术服务业为代表的高端服务业发展,如数据分析和研发设计岗位增加,并催生出更多以知识、技术为导向的战略性新兴产业,扩大劳动力市场对高端人才的需求。结合两组全样本回归结果可以发现,智慧城市建设存在就业增量与就业提质效应,即智慧城市建设可以实现既增量又提质的就业双赢目标,但就业规模效应大于就业结构效应。

细分区域的回归结果显示,智慧城市建设的就业规模效应与就业结构效应在东部、中西部均显著为正,而系数估计值均呈现东部大于中西部,且组间系数差异显著。这说明智慧城市建设对就业规模与就业结构优化的正向作用由东到西递减。这可能是由于智慧城市建设水平、科教发展水平、信息基础设施应用水平以及人力资本水平存在东高西低的梯度格局,智慧城市建设对劳动力就业的规模与结构效应也相应递减。本文推测,科技创新水平、信息基础设施建设水平以及人力资本水平可能是决定智慧城市建设对就业规模与结构效应大小的关键。后文将进行检验。

表2 基准回归结果

变量	<i>emsc</i>			<i>emst</i>		
	全样本	东部	中西部	全样本	东部	中西部
<i>smart</i>	0.0258*** (6.7736)	0.0456*** (5.1932)	0.0206*** (5.4862)	0.0048*** (3.0621)	0.0149*** (4.6439)	0.0061*** (3.8559)
<i>pgdp</i>	0.0583*** (7.1200)	0.1418*** (6.6623)	0.0409*** (5.1297)	0.0125*** (3.6870)	0.0637*** (8.1805)	0.0101*** (3.0135)
<i>thir</i>	0.0017*** (5.8629)	0.0021*** (2.8639)	0.0006** (2.0714)	0.0000 (0.0710)	0.0001 (0.3732)	-0.0003** (-2.2859)
<i>fdi</i>	-0.0096*** (-13.2253)	-0.0108*** (-8.3674)	-0.0008 (-0.8314)	-0.0028*** (-9.1662)	-0.0007 (-1.4096)	0.0000 (0.0106)
<i>inv</i>	-0.0060 (-1.6407)	0.0014 (0.1631)	-0.0137*** (-3.6512)	-0.0174*** (-11.4583)	-0.0144*** (-4.7028)	-0.0186*** (-11.8685)
<i>wage</i>	-0.0271*** (-4.0901)	-0.0146 (-1.3900)	-0.0461*** (-5.1271)	-0.0144*** (-5.2219)	-0.0128*** (-3.3289)	-0.0108*** (-2.8663)

表2(续)

变量	emsc			emst		
	全样本	东部	中西部	全样本	东部	中西部
常数项	-0.136 0 (-1.536 1)	-1.065 0*** (-5.246 0)	0.242 6** (2.398 0)	0.144 0*** (3.916 5)	-0.363 2*** (-4.893 7)	0.135 5*** (3.201 0)
观测值	3 774	1 207	2 567	3 774	1 207	2 567
R ²	0.421 8	0.485 3	0.417 6	0.904 7	0.919 4	0.920 0
组间系数差异 P 值		0.009 6***			0.019 4**	

注:***、**、* 分别表示在 1%、5%、10%的水平下显著,括号内为 t 值,组间系数差异采用似无相关检验(SUEST),后表同。

就控制变量而言,两组全样本回归结果的估计系数方向基本一致。经济增长对就业规模与就业结构影响的系数值在 1%的水平下显著为正,这表明,要实现更加充分更高质量就业,经济发展是根本保障,经济发展能够带动就业增加和促进就业技能结构高级化。产业结构服务化在 1%的水平下推动就业规模提升,而对就业结构的影响不明显。依据配第克拉克定理,劳动力向第三产业流动,服务业能够吸纳更多的劳动力。然而,产业结构服务化并未带动就业技能结构高级化。外商直接投资和工资水平的估计系数均在 1%的水平下显著为负,说明两者不仅抑制就业规模增加,而且不利于就业结构高技能化。这可能是由于较高的工资水平增加企业用工成本,企业缩减劳动力需求规模,进而阻碍劳动力就业;同时,外资企业负向溢出,对国内产业发展低端锁定,进而阻碍就业规模增加与劳动力技能提升。此外,固定资产投资抑制就业结构优化,而对就业规模的影响不明显,表明资本可能对劳动力要素产生替代效应。

(二) 平行趋势检验和动态效应检验

满足平行趋势检验是使用双重差分模型的基本前提,即在政策实施前智慧城市与非试点城市不存在显著的系统性差异。同时,考虑到智慧城市试点政策分批实施,智慧城市建设过程中网络基础设施建设、电子政务以及社会信息化对实体经济渗透作用具有缓冲期和动态特征,此部分通过事件分析法进行分析,构建如下计量模型:

$$zjyb_{it} = \beta_0 + \sum_{k \geq -3}^6 \beta_k smart_{it}^k + \sum \lambda X_{it} + \delta_i + \lambda_t + \varepsilon_{it} \quad (3)$$

其中, $smart_{it}$ 为智慧城市建设试点政策推行的当期虚拟变量, $k < 0$ 表示政策推行前的 k 年, $k > 0$ 表示政策实施后的 k 年。此模型含义是,若政策实施前 3 年,虚拟变量估计系数不显著,这说明实验组和控制组满足平行趋势,同时可以考察政策实施后的政策效果时间变化趋势。

本文采用图示法比较了智慧城市试点政策前后劳动力就业的变化状况。图 2(a) 为动态考察智慧城市建设政策实施前 3 年至后 6 年劳动力就业规模的变动趋势图。其中,在政策实施前,智慧城市建设对就业规模影响不显著,满足平行趋势检验。政策实施一年后,规模效应呈现波动递增趋势。由于智慧城市建设具有阶段性特征,智慧城市建设过程中增加就业岗位,短期内智慧平台建设会带动创业与灵活就业,智慧建设的岗位创造效应大于就业替代效应,总效应表现为正向促进;随着城市数字化转型不断推进,智慧网络、智能技术与实体经济深度融合,两种效应差距出现发散态势,就业规模总效应不断得到释放。

图 2(b) 为就业结构的动态效果图。其中,就业结构同样满足平行趋势检验,即智慧城市建设对就业结构影响存在时滞效应,智慧城市建设对就业结构优化的正向作用表现出厚积薄发的趋势。主要原因是:一方面,智慧城市建设对人力资本的影响也是一个累积过程,智慧城市建设引致的新知识、智慧教育平台变革

对劳动力技能提升存在时滞,故高技能劳动力供给有一定滞后;另一方面,智慧城市建设对实体经济渗透需要一个积累过程,催生的战略性新兴产业建设发展需要一个过程,对高技能劳动力需求尚未得到释放。横向比较来看,智慧城市先提升就业规模,发挥增量效应,后优化就业结构,发挥提质效应。这意味着当智慧化应用达到一定程度,就业规模效应得到充分释放以后,才能发挥就业结构优化效应。

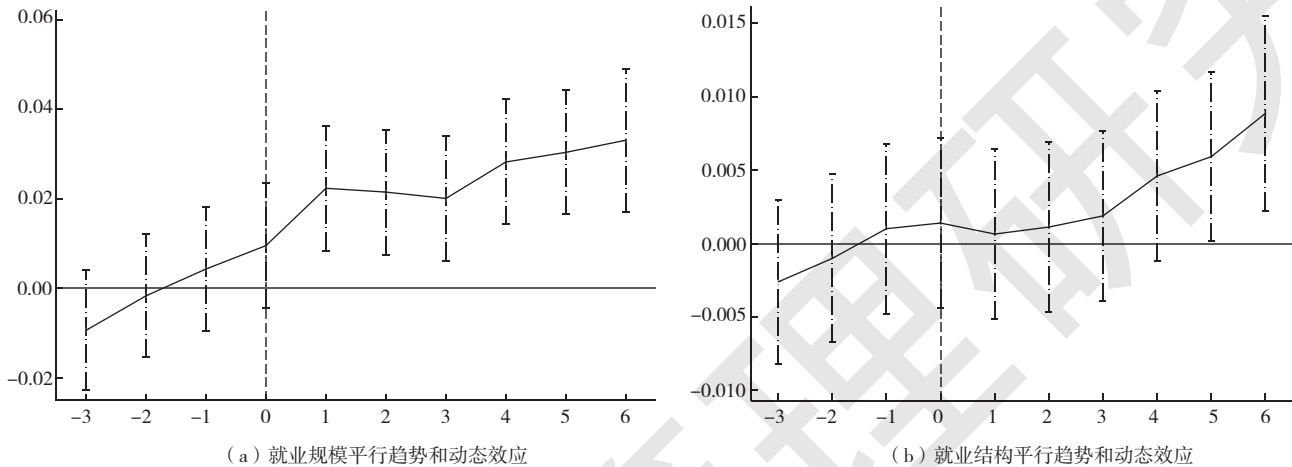


图2 平行趋势检验结果

(三) 稳健性检验

1. 更换测度方法

为了降低双重差分的偏误,本文进一步利用倾向得分匹配-双重差分(PSM-DID)进行稳健性检验,选取控制变量作为协变量进行邻近一对一匹配。表3基于PSM-DID方法的结果显示,智慧城市建设对就业规模的估计系数在1%的水平下显著,其对就业结构的估计系数在10%的水平下显著,说明智慧城市建设能够推动就业规模增加与结构优化。这与表2基准回归结果吻合,表明研究结论稳健。

表3 稳健性检验

变量	PSM-DID 检验		剔除省会城市		剔除极端值	
	<i>emsc</i>	<i>emst</i>	<i>emsc</i>	<i>emst</i>	<i>emsc</i>	<i>emst</i>
<i>smart</i>	0.020 6*** (4.358 5)	0.003 3* (1.693 1)	0.021 8*** (5.623 0)	0.005 2*** (3.183 6)	0.028 4*** (8.229 8)	0.004 7*** (3.078 6)
常数项	0.280 4** (2.092 8)	0.220 3*** (4.035 4)	0.345 9*** (3.272 4)	0.224 1*** (5.012 1)	0.328 0*** (3.358 0)	0.282 9*** (6.611 2)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
R^2	0.448 5	0.902 9	0.410 8	0.904 3	0.456 8	0.910 9

2. 估计样本调整

考虑到较高行政等级城市不仅具有资源禀赋比较优势,而且更容易获取政策支持,为了切实反映试点政策对劳动力就业的影响,剔除省会城市再次进行回归检验。表3结果显示,智慧城市建设的估计系数在1%的显著性水平下为正,与基准回归结果保持一致。

3. 主要变量缩尾处理

鉴于一些极端值可能会影响估计结果,本文分别将就业规模、就业结构以及控制变量进行1%的缩尾处理。剔除极端值的检验结果显示,智慧城市建设对就业规模与就业结构的影响均保持了较好的一致性,仅呈现系数大小的变化,这进一步佐证了前文结论的稳健性。

4. 安慰剂检验

本文随机抽取102个智慧城市作为实验组,其他城市作为控制组,进行500次自抽样回归,观察系数均值是否等于0。图3报告了500次自抽样回归的P值分布和参数估计值。其中,就业规模、就业结构随机模拟结果的估计值基本服从正态分布,符合安慰剂检验的预期。

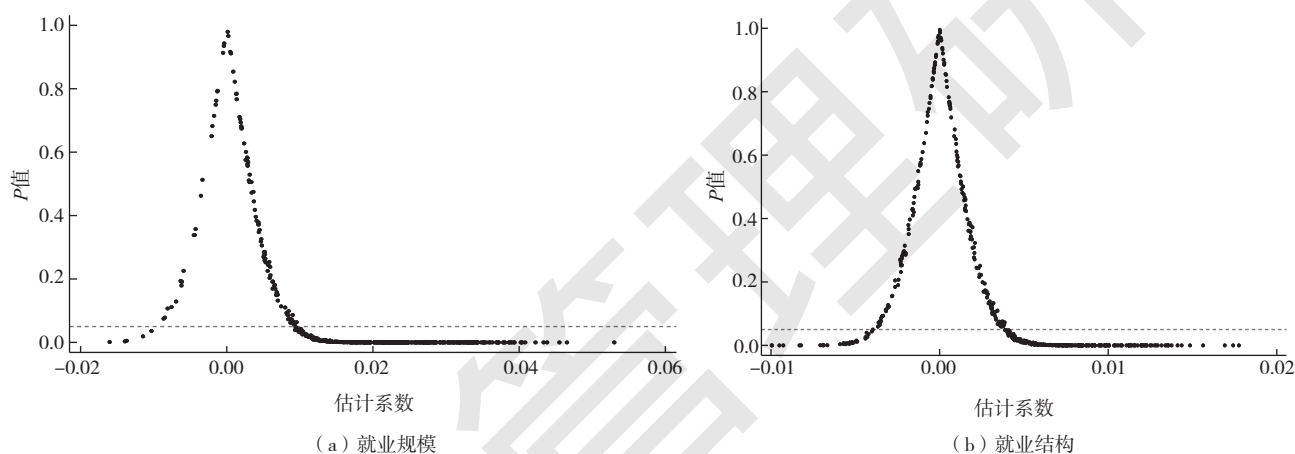


图3 安慰剂检验

5. 排除其他政策干扰

样本期内还实施了与智慧城市战略和就业激励相关的“宽带中国”战略、创新型城市试点、国家信息消费试点、国家大综合试验区等政策,可能会对估计结果产生一定干扰。基于此,本文将上述四种政策的虚拟变量(入选城市试点后为1,否则为0)纳入基准模型再次进行检验,结果如表4所示。可以看出,在同时控制四种政策影响后,智慧城市建设双重差分项系数至少在5%的显著性水平下为正,而估计系数值较基准回归结果变小。这表明尽管其他政策冲击会对劳动力就业市场产生影响,但智慧城市试点政策对劳动力就业规模与结构的驱动效应依然存在。

表4 排除其他政策干扰

变量	emsc			emst		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
<i>smart</i>	0.0217*** (5.7061)	0.0146*** (3.9058)	0.0107*** (2.8425)	0.0046*** (2.8828)	0.0027* (1.7207)	0.0032** (1.9816)
“宽带中国”战略	0.0347*** (7.9156)		0.0212*** (4.7553)	0.0021 (1.1276)		0.0015 (0.7908)
创新型城市试点		0.1026*** (16.5151)	0.0963*** (15.3561)		0.0191*** (7.2067)	0.0194*** (7.2044)

表4(续)

变量	emsc			emst		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
国家信息消费试点			0.014 2*** (2.926 0)			-0.004 4** (-2.100 9)
大数据综合试验区			-0.008 8* (-1.669 2)			0.003 1 (1.360 4)
常数项	-0.126 2 (-1.436 7)	-0.069 8 (-0.817 0)	-0.071 0 (-0.834 2)	0.144 6*** (3.932 3)	0.156 4*** (4.278 7)	0.157 7*** (4.308 2)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
R ²	0.431 8	0.463 2	0.470 3	0.904 7	0.906 1	0.906 2

6. 分批次回归分析

中国分别在2012年、2013年和2014年分三批进行智慧城市示范城市的评选,不同批次的试点政策可能对劳动力就业市场产生差异化的影响效果。为此,本文分别检验了三个批次试点政策对就业规模与就业结构的作用效果。如表5所示,绝大多数模型的回归系数在1%的水平下显著为正,表明不同批次试点政策能够对劳动力就业产生促进作用,证实了前述结果的稳健性。

表5 分批次回归结果

变量	emsc			emst		
	2012年	2013年	2014年	2012年	2013年	2014年
smart	0.279 1*** (3.505 1)	0.359 9*** (5.306 3)	0.042 4 (0.835 6)	0.346 0*** (9.912 6)	0.327 4*** (13.345 4)	0.290 1*** (11.043 2)
常数项	0.380 2 (1.025 9)	0.898 1*** (2.736 0)	-0.156 0 (-0.704 1)	0.464 5*** (2.858 7)	0.402 1*** (3.386 5)	0.123 9 (1.079 8)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
R ²	0.605 6	0.446 5	0.452 1	0.907 8	0.904 1	0.910 9

(四) 内生性检验

考虑到智慧城市试点并非随机设立,可能会受到经济发展水平、城市规模、信息化渗透等因素干扰,政策评估存在内生性,本文采用工具变量法与纳入滞后项方法以解决上述问题。选取地形起伏度作为智慧城市试点的工具变量,理由如下:一是智慧城市建设的基础支撑是信息网络,而地形起伏度不仅关乎网络基站建设运营成本,还会影响宽带渗透率和网络信号质量,从而影响智慧城市试点城市设立,满足工具变量相关性条件;二是作为地理变量的地形起伏度,是长期历史所形成的天然地理条件,并不会对城市就业产生直接影响,故满足外生性条件。表6工具变量的结果显示,F值大于10,说明不存在弱工具变量问题;萨甘(Sargan)统计量也通过外生性检验。由估计结果可以发现,试点政策虚拟变量系数在1%的水平下依然显著为正。此外,本文将所有控制变量分别滞后一期后代入模型进行回归检验,结果显示智慧城市建设依然对就业规模与结构优化有促进作用,由此验证了研究模型和实证结果的可靠性。

表 6 内生性检验

变量	工具变量		控制变量滞后一期	
	<i>emsc</i>	<i>emst</i>	<i>emsc</i>	<i>emst</i>
<i>smart</i>	0.028 5*** (6.418 6)	0.005 4*** (2.868 7)	0.021 4*** (5.745 6)	0.003 6** (2.262 0)
常数项	0.212 6* (1.665 6)	0.541 3*** (9.996 2)	-0.245 0*** (-3.195 0)	0.112 3*** (3.464 7)
控制变量	控制	控制	控制	控制
萨甘检验	23.929 3	105.900 0		
<i>F</i>	415.801 0	415.801 0		
<i>R</i> ²	0.876 9	0.920 8	0.440 6	0.905 0

(五) 机制分析

前文理论分析表明,智慧城市建设可能会提升区域技术创新能力,进而促进劳动力就业规模增加与结构优化。依据江艇(2022)^[27]的检验思路,本文选取区域技术创新能力(*ino*)作为机制变量,技术创新能力对智慧城市建设的回归结果如表7所示。区域技术创新能力指标参考戚聿东和褚席(2022)^[34]的研究,选用每万人专利授权量来衡量。结果显示,智慧城市建设对技术创新的影响系数在1%的水平下显著为正,说明智慧城市建设与技术创新呈正向关系,这与姚战琪(2022)^[35]的研究结论基本吻合。智慧城市建设加速城市数字化转型,推动物联网等信息技术对实体经济渗透,促进传统产业进行效率变革,进而提升技术创新能力。从就业规模视角来看,技术创新提高产业生产效率,扩大新产品开发与利用,促进行业经营范围和新产品市场规模扩张,进而创造大量就业岗位。尽管创新过程中会导致部分行业消失以及技术性失业,但长期来看,技术创新的就业创造效应强于挤出效应,进而推动就业规模增加。从就业结构视角来看,技术创新特别是数字技术进步催生大量以知识、技术等投入要素为主的高端产业发展,如软件业、科技服务业、现代商务服务业等,该类就业岗位存在高技能、高学历门槛,对高素质就业者存在虹吸效应,扩大对高技能劳动力需求,推动就业结构趋向高技能化,进而促使就业结构优化。假设3得到验证。

依据前文理论分析,智慧城市建设通过网络基础设施精准匹配岗位供需进而影响劳动力就业。本文选取网络基础设施水平作为机制变量进行检验。参考尹志超和仇化(2024)^[36]的研究,网络基础设施水平(*inf*)选取人均移动电话数与互联网接入数来衡量。如表7所示,智慧城市建设对网络基础设施水平的影响系数为0.039 2,且在1%的水平下显著,这表明智慧城市试点政策能够推动网络基础设施建设。一个经验事实是,随着智慧城市建设的深入推进,智慧城市建设经历了从不断拓展宽带、互联网等网络覆盖面,到智能电网和智慧交通等信息基础设施建设过程。从就业规模视角来看,网络基础设施水平提升能够推动劳动力就业增加。理论上,摩尔定律的存在使得网络基础设施相对价格下降,出现信息产品挤出劳动力现象。网络基础设施不仅通过网络外部性与溢出效应带动灵活就业、平台就业,还能够提高企业生产率,致使企业规模扩大,引致劳动力需求增加。从就业结构视角来看,网络基础设施建设能够促使信息化应用水平不断提升,依据梅特卡夫法则,互联网用户突破网络节点时能够发挥最大化效应,不仅降低劳动力市场信息不对称,缓解劳动力市场错配,还催生软件、人工智能

以及战略性新兴产业规模扩大,进而优化就业技能结构。这说明智慧城市建设通过网络基础设施配置效应增加就业规模与优化技能结构,即假设4得到验证。

表7 机制检验

变量	<i>ino</i>	<i>inf</i>	<i>hum</i>
<i>smart</i>	3.3967*** (9.0858)	0.0392*** (5.5842)	0.0315*** (2.6826)
常数项	35.2363*** (4.0483)	-0.6344*** (-3.8823)	3.4041*** (12.4705)
控制变量	控制	控制	控制
R^2	0.3183	0.7683	0.6522

前文理论分析表明,智慧城市建设通过人力资本积累影响劳动力就业。本文选取人力资本水平(*hum*)作为机制变量,对人力资本积累效应进行验证。参考袁航和朱承亮(2022)^[7]的研究,人力资本水平(*hum*)以劳动力就业人员的平均受教育年限来衡量^①。结果显示,智慧城市的估计系数在1%的水平下显著为正,表明智慧城市建设推动人力资本积累,智慧城市为开发人力资本潜力提供多元化机会,比如智慧教育在劳动力技能素质提升方面作用突出。学习平台的多样化会降低学习成本与交流成本,加速知识扩散。这与李梦娜和周云波(2022)^[32]研究结论相似,即数字化转型能够提高人力资本结构高级化水平。理论上,人力资本积累推动就业规模提升。人力资本投资能够使劳动力获取异质性技能,个体劳动生产率得以提升,可以应对由于技术冲击导致的低技能劳动力替代风险。同时,高素质的劳动力供给带动企业生产规模扩大,增加就业岗位供给。从劳动力就业结构来看,人力资本积累推动就业技能结构高级化。依据经典人力资本理论,人力资本积累能够增加有效劳动供给,提升就业市场劳动力高级化。此外,人力资本积累引致技术和知识密集型产业规模扩张,增加对高技能人才需求,进而带动就业技能结构优化。综上所述,智慧城市建设通过推动人力资本积累对劳动力就业规模和结构产生影响,这佐证了假设5提出的智慧城市建设对劳动力就业存在的机制作用。

(六) 异质性分析

1. 城市规模异质性

理论上,规模较大的城市易产生经济集聚效应,在就业信息共享、岗位供需匹配和知识技术溢出等方面具有优势,故大规模城市在就业增量和技能结构优化方面具有比较优势。同时,规模过大的城市容易产生拥挤效应,导致劳动力要素逃离。为了有效识别城市规模对智慧城市建设就业效应的异质性影响,本文将城市规模划分为四类^②,并分别使用多期DID进行估计。表8结果显示,随着城市规模扩大,智慧城市建设的就业规模效应出现先抑制后促进的U型特征。这说明在小城市,智慧城市建设会挤出劳动力就业,就业替代效应大于就业创造效应,可能由于在小城市智慧城市的建设基础支撑薄弱,如科技资源缺

① 具体通过计算省际就业人员平均受教育年限,并将其匹配到地级市。其中,省份平均受教育年限:(小学×4+初中×9+高中×12+大专以上×16)/省份总就业人数。

② 本文依据2014年国务院发布的《国务院关于调整城市规模划分标准的通知》,将城市分为四大类:小城市(人口规模在50万及以下)、中等城市(50万<人口规模≤100万)、II类城市(100万<人口规模≤300万)、I类以上大城市(人口规模在300万以上)。

乏、人力资本积累相对较弱,面临智慧城市信息化冲击,技术性失业比较严重;而在 I 类及以上大城市,通过利用信息技术变革城市治理模式,城市数字化转型提高劳动力要素配置效率,强化城市规模扩大的集聚效应。

此外,智慧城市建设的就业结构效应在大规模城市显著为正,而在中小规模城市不显著。这表明,智慧城市建设的就业结构效应在规模较大城市才能显现。主要原因是:依据规模经济理论,相对小规模城市,大城市经济集聚和分工能力较强,且具备更好实施智慧城市建设条件,比如智慧城市建设所依赖的人力资本、财政支持以及基础设施建设较强,城市中人、财、物的发展水平对劳动力技能提升至关重要;同时,大规模城市智慧产业以及战略性新兴产业发展较快,增加对高技能劳动力需求。为此,试点政策实施对 I 型以上大城市就业结构促进作用才有效。综上,在 I 类及以上城市,智慧城市建设能够实现就业既增量又提质。

表 8 城市规模异质性

变量	emsc				emst			
	小城市	中等城市	II 类城市	I 类以上	小城市	中等城市	II 类城市	I 类以上
<i>smart</i>	-0.032 5	-0.088 1***	0.006 2	0.042 3***	0.004 3	-0.011 7	0.001 4	0.007 7***
	(-1.047 6)	(-3.554 6)	(0.836 6)	(10.243 2)	(0.303 5)	(-0.979 5)	(0.521 0)	(3.754 0)
常数项	-0.896 0	0.868 1	-0.038 3	0.185 2	-0.171 3	1.122 4**	0.084 0	0.285 4***
	(-1.499 5)	(0.843 4)	(-0.256 7)	(1.556 9)	(-0.627 5)	(2.269 9)	(1.567 2)	(4.865 6)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
观测值	63	129	1 431	2 151	63	129	1 431	2 151
R^2	0.944 4	0.715 9	0.319 0	0.530 7	0.965 2	0.910 4	0.902 5	0.908 6
组间系数差异 P 值	I 类组与非 I 类组:0.000 0***				I 类组与非 I 类组:0.056 5*			

2. 城市特征异质性

智慧城市建设主要依靠物联网、大数据、移动互联等新兴信息技术,增强对市场信息的感知、整合以及应用能力,信息传导渠道更为畅通。智慧城市建设需要科技与信息化的支撑才能发挥作用,而智慧城市对就业市场的作用可能受到劳动力市场配置效率的影响。基于此,本文从科教支出水平、信息化应用水平以及劳动力市场扭曲等城市发展特征对智慧城市建设的就业效应进行异质性分析。基于特征变量均值的分组回归结果如表 9 所示。

本文依据科学教育支出占比的平均值,将高于均值的城市定义为科教水平较高组,将低于均值的城市定义为科教水平较低组。从表 9 科教水平的分组回归结果可以看出,在就业规模方面,组间系数差异不显著,这表明科教资源禀赋不同的城市,智慧城市建设影响劳动力就业总量的效果不存在明显差异。在就业结构方面,较高组的估计系数为 0.004 4,且在 10% 的水平下显著。智慧城市建设对较低组就业结构的影响不明显,组间系数差异通过显著性检验,这意味着智慧城市建设对就业结构的影响存在基于科教水平的门槛效应。科教水平较低,不利于为智慧城市建设提供人才与技术支撑,故对劳动力就业结构影响较小;而较高的科教支出水平,能为智慧城市建设提供人财物支撑,进而推动劳动力技能整体提升。

表9 城市特征异质性

变量	科教水平				信息化水平				劳动力市场扭曲			
	规模		结构		规模		结构		规模		结构	
	较高	较低	较高	较低	较高	较低	较高	较低	较高	较低	较高	较低
<i>smart</i>	0.022 9*** (4.989 5)	0.022 9*** (3.642 6)	0.004 4* (1.783 7)	0.001 9 (0.975 9)	0.029 7*** (5.123 1)	0.011 0** (2.122 8)	0.004 6** (1.990 8)	0.002 8 (1.300 3)	0.045 3*** (7.186 9)	0.014 3*** (3.195 4)	0.011 2*** (4.273 2)	0.003 1 (1.520 2)
常数项	0.252 7** (2.089 2)	-0.151 0 (-1.118 9)	0.207 0*** (3.201 0)	0.101 2** (2.355 3)	-0.457 3*** (-3.145 4)	0.006 6 (0.053 7)	0.128 8** (2.235 2)	0.143 5*** (2.849 6)	0.515 9*** (3.216 6)	-0.242 7** (-2.422 1)	0.158 7** (2.378 3)	0.186 8*** (4.036 7)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
R ²	0.468 2	0.343 8	0.895 4	0.919 1	0.515 3	0.337 4	0.907 0	0.910 6	0.462 9	0.430 0	0.910 6	0.898 2
组间系数	0.995 2		0.031 3**		0.020 1**		0.092 0*		0.000 6***		0.021 1**	
差异P值												

本文继续检验在不同信息化水平下,智慧城市建设对劳动力就业的异质性影响。参考姚璐等(2023)^[9]的研究,将样本按照地区信息化水平进行分组,信息化水平高于均值的划分为高信息化水平地区,信息化水平低于均值的划分为低信息化水平地区。从表9 信息化应用的分组回归结果可以看出,相对于较高组,智慧城市建设的就业规模效应在较低组较弱,而就业结构效应不显著,组间系数差异通过显著性检验,这意味着智慧城市建设对就业规模与结构的影响存在基于信息化应用的门槛限制,尤其表现在就业结构方面。依据梅特卡夫法则,互联网用户数达到足够规模,突破网络节点时,网络外部性能够起作用。信息化应用水平较低,不仅不利于智慧城市建设,而且对经济社会渗透较弱,故智慧城市建设对劳动力就业规模影响较小。随着互联网技术应用水平的提升,互联网能发挥网络外部性,打破就业市场信息壁垒和降低劳动力匹配成本,降低失业率。同时,在互联网发展较快的地区,人力资本积累、技术创新能力具有比较优势,互联网发展强化了人力资本外部性、技术创新外部性,进而提升劳动力就业技能。因此,在互联网应用水平较高的地区,智慧城市建设的就业规模与结构效应尤为明显。

本文进一步检验智慧城市建设影响就业的劳动力市场扭曲异质性。参考白俊红和刘宇英(2018)^[37]、夏海波等(2021)^[16]的测度方法,劳动力市场扭曲采用劳动力错配指数衡量。将样本按照地区劳动力市场扭曲水平进行分组,高于均值的划分为高劳动力市场扭曲地区,低于均值的划分为低劳动力市场扭曲地区。从表9 劳动力市场扭曲的分组回归结果可以看出,在较高组,智慧城市建设的就业规模与结构效应均在1%的水平下显著为正。在较低组,智慧城市建设对就业规模的影响较小,而对就业结构的影响不显著,组间系数差异均显著,这意味着智慧城市建设对就业规模与结构的影响存在基于劳动力市场扭曲的门槛限制,尤其表现在就业结构方面。依据信息不对称理论,劳动力市场扭曲后,劳动力要素价格信号失灵,在劳动力错配比较严重的地区,结构性失业、摩擦性失业等非自愿失业更加普遍。智慧城市建设加速智慧就业平台建设,劳动力市场信息传播更迅速,就业市场信息不对称得以缓解,引致劳动力资源配置效率提升,故在劳动力市场扭曲严重的地区,智慧城市能够充分释放其配置作用,就业弹性更大;而在劳动力市场扭曲较低的地区,智慧城市建设的就业配置作用会大打折扣,故智慧城市建设的就业结构效应在较低组不显著。

五、进一步讨论

上文分析了智慧城市建设对劳动力就业规模与结构的总体影响,但这种基于总量的分析可能掩盖潜在的行业结构与个体差异,即智慧城市建设的就业规模效应可能存在行业异质性,其就业结构效应可能存在技能极化现象。鉴于此,本文进一步从微观视角检验智慧城市建设对不同行业以及不同个体就业的影响。

(一) 就业规模分行业

表 10 列示了分行业就业规模^①的回归结果,重点考察智慧城市建设对第一产业(农林牧渔业)、第二产业(制造业)、第三产业(高端服务业、传统服务业以及公共服务业)的影响差异。其中,智慧城市建设对第一产业的影响不明显。这表明智慧城市建设对农业的影响较弱。农林牧渔业多属于传统劳动密集型行业,对劳动力技能要求低,农业生产对信息技术发展的敏感性较弱,以低学历和农村户籍劳动力为主,掌握信息技术的高素质劳动力从事农业的意愿较弱,故智慧城市建设对劳动力从事第一产业的影响不显著。此外,智慧城市建设对制造业就业的影响系数为-0.016 5,且在 1%的水平下显著。这表明智慧城市建设抑制制造业就业,推动就业结构向服务业转型。由于制造业通常属于劳动密集型与技术密集型行业,智慧城市建设催生智能化技术,随着信息技术与制造业深度融合,人工智能的应用挤出传统制造业常规性、危险性和简单程式化劳动,对低技能劳动力产生明显的挤出效应,越来越多的岗位面临被信息技术替代风险。

表 10 不同行业估计结果

变量	第一产业	第二产业	第三产业		
			高端服务业	传统服务业	公共服务业
<i>smart</i>	-0.004 4 (-0.496 0)	-0.016 5*** (-2.778 0)	0.003 0** (1.979 4)	-0.005 1* (-1.684 2)	-0.005 7 (-1.415 0)
常数项	0.813 2*** (3.977 4)	0.737 7*** (5.333 2)	0.147 6*** (4.161 1)	0.096 7 (1.377 0)	0.763 4*** (8.122 7)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制
R^2	0.024 4	0.138 3	0.227 0	0.159 1	0.105 9

智慧城市建设对高端服务业和传统服务业的估计系数分别为 0.003 0 和-0.005 1,且至少在 10%的水平下显著。这说明智慧城市建设推动高端服务业就业,挤出以低技能为主的传统服务业就业。事实上,智慧城市建设需要依托物联网、大数据、移动互联网等新一代信息技术应用,信息技术渗透带动信息传输、计算机服务业,软件业,以及租赁和商务服务业等高端服务业发展,同时催生更多以知识、技术为导向的战略性新兴产业,扩大劳动力市场对高端人才的需求,而传统服务业多属于低技能劳动力就业部门,智慧物流、智慧交通挤出以批发零售为代表的低技能劳动力就业。智慧城市建设对公共服务业就业规模的估计系数不

^① 在分行业分析中,分别采用不同行业就业人员占比作为被解释变量。其中,高端服务业包括金融业,信息传输、计算机服务业,软件业,租赁和商业服务业,以及科学研究和技术服务业;传统服务业包括交通运输、仓储和邮政业,批发和零售业,以及住宿和餐饮业;公共服务业包括水利、环境和公共设施管理业,教育、卫生、社会保障和社会福利业,以及公共管理和社会组织。

显著为负,意味着智慧城市建设对公共服务业的影响不明显。究其原因是:智慧城市建设推动电子政务平台建设,提高数字化政务服务效率,进而降低公共设施管理部门就业。同时,电子政务需要运用现代信息技术、网络技术为社会提供智慧服务,这种全新的管理模式引致对高端人才的需求,会创造部门岗位需求。两种效应相互抵消,故其影响不显著。

为了进一步辨析智慧城市建设对服务业内部各行业的影响差异,表 11 展示了行业内部差异的估计结果。高端服务业细分行业的回归结果显示,智慧城市建设对信息传输、计算机服务和软件业正向作用不明显,可能由于智慧城市建设带动信息技术设施建设,而信息产业和软件产业规模扩大需要一定周期。智慧城市建设在 5% 的显著性水平下抑制金融业就业。金融服务业对信息服务的依赖程度较高,随着信息服务业效率的提升,金融业市场主体更倾向于选择市场外包购入中间服务,比如网上银行软件、自助智能设备等,由此信息技术中间投入对金融业内部信息服务生产和就业产生挤出效应。此外,金融监管当局对金融业从业准入的门槛政策规制,致使潜在企业不能自由进入金融业,也可能限制新创金融企业增加就业。智慧城市建设能够推动租赁和商业服务业、科学研究和技术服务业就业。由于商业服务业与科技服务业依托科技知识、现代技术等要素向社会提供智力服务,是人力资本密集的现代服务业,智慧城市建设加速技术变革与人力资本积累,为其发展提供信息、人才和技术支撑。

表 11 行业内部差异性分析

变量	高端服务业				传统服务业				公共服务业			
	信息传输、计算机服务和软件业	金融业	租赁和商业服务业	科学研究和技术服务业	批发和零售业	住宿和餐饮业	交通运输、仓储和邮政业	水利、环境和公共设施管理业	教育业	卫生、社会保障和社会福利业	公共管理和社会组织	
smart	0.000 5 (1.140 4)	-0.002 2** (-2.346 4)	0.003 6*** (3.210 9)	0.001 0** (2.216 1)	-0.004 4** (-2.061 0)	-0.000 2 (-0.253 8)	-0.000 4 (-0.345 7)	-0.001 6*** (-2.782 6)	0.003 3* (1.805 3)	-0.001 2 (-1.419 6)	-0.006 2*** (-3.050 1)	
常数项	0.016 4 (1.528 3)	0.100 2*** (4.632 2)	0.028 9 (1.094 0)	0.002 2 (0.202 9)	0.075 8 (1.525 9)	0.012 3 (0.545 3)	0.008 6 (0.291 5)	-0.051 9*** (-3.841 1)	0.432 4*** (10.072 9)	0.117 8*** (6.062 2)	0.265 1*** (5.563 7)	
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	
R ²	0.111 9	0.129 6	0.106 1	0.089 5	0.111 8	0.041 9	0.126 1	0.116 3	0.406 8	0.404 6	0.098 4	

传统服务业细分行业的回归结果显示,智慧城市建设抑制了批发和零售业就业,而对住宿和餐饮业以及交通运输、仓储和邮政业的负向作用不明显。智慧城市建设催生智慧物流、智慧交通,提高流通行业运转效率,对低技能劳动力产生替代作用。公共服务业细分行业的回归结果显示,智慧城市建设在 1% 的水平上抑制水利、环境和公共设施管理业,公共管理以及社会组织等行业的就业。智慧城市建设推动电子政务发展,提高城市运行管理效率,故对公共管理行业就业产生明显的挤出效应。智慧城市建设对卫生、社会保障和社会福利业影响不明显,而对教育业的影响系数在 10% 的水平下显著为正,这表明智慧城市建设推动教育行业就业增加。主要原因是:一方面,教育行业对劳动力技能素质要求门槛较高,智慧城市建设带动教育模式变革,智慧教育的发展创造出更多的就业岗位。另一方面,智慧城市建设需要人才支撑,催生对高素质人才需求,引致教育行业规模扩大,从而表现出就业补偿效应。综上,智慧城市建设带动租赁和商业服务业,科学研究和技术服务业以及教育业就业增加,挤出金融业,批发和零售业,水利、

环境和公共设施管理业以及公共管理和社会组织等行业的劳动力就业。

(二) 就业结构分个体

为考察就业结构优化的深层次原因,分别用智慧城市建设对不同技能劳动力^①进行回归分析,结果如表 12 所示。其中,智慧城市建设在 1% 的显著性水平下推动中高技能劳动力就业,而对低技能劳动力产生挤出效应,劳动力就业结构产生单极化趋势。一方面,智慧城市建设带动信息化、数字化的变革,催生战略性新兴产业、高技术产业,以及科技服务业规模扩大,只有高技能劳动力才能匹配。同时,智慧管理岗位也需要中高技能劳动力。因此,智慧城市建设催生了对高技能劳动力的需求。另一方面,以批发零售为代表的传统服务业多以低技能劳动力就业为主要特征,智慧城市建设催生智慧物流、智慧交通,提高流通行业运转效率,挤出传统服务业就业,降低低技能劳动力占比。综上,智慧城市建设通过促进中高级劳动力就业,挤出低技能就业,进而推动劳动力就业技能高级化。

表 12 细分个体技能就业

变量	高等技能占比	中等技能占比	低等技能占比
<i>smart</i>	0.403 0*** (14.255 1)	0.156 4*** (4.120 8)	-0.520 9*** (-11.431 7)
常数项	-5.771 5*** (-8.769 2)	-20.641 9*** (-23.353 9)	0.822 5 (0.775 3)
控制变量	控制	控制	控制
R^2	0.501 2	0.420 8	0.504 4

六、结论与建议

本文利用 2003—2019 年中国城市面板数据,实证研究智慧城市建设对劳动力就业规模和就业结构的影响。研究发现:(1)智慧城市建设对就业规模和就业结构具有正向作用,且规模效应大于结构效应,表现出先增量后提质的阶段性特征。(2)智慧城市建设通过技术创新补偿效应、网络基础设施配置效应以及人力资本积累效应对就业规模与结构优化起到了促进作用。(3)增量提质效应在科教资源丰富、信息化应用水平较高以及劳动力市场扭曲严重的地区以及大城市更强。(4)智慧城市就业规模效应通过行业间溢出实现,智慧城市建设促进高端服务业就业,抑制制造业和传统服务业就业,而对第一产业与公共服务业影响不明显。其中,服务业内部存在挤出-补偿双重效应,即促进租赁和商业服务业、科学研究和技术服务业以及教育业就业,挤出金融业,批发和零售业,以及水利、环境和公共设施管理业就业。智慧城市就业结构优化效应通过劳动力技能偏好实现,表现为促进中高技能劳动力就业,减少对低技能劳动力的需求,存在就业极化特征。

^① 采用不同受教育程度就业人员占比衡量不同技能劳动力的就业情况,将大学专科及以上学历划分为高技能劳动力,将高中和初中学历划分为中等技能劳动力,将小学及以下学历划分为低技能劳动力。在回归分析中分别采用高、中、低三类受教育程度就业人员占比作为被解释变量。

基于以上结论,本文提出以下建议:

第一,推动智慧城市建设进程,加快城市数字化转型。首先,由于智慧城市建设能够带动就业规模增加,政府要深化智慧城市发展,有序扩大智慧城市试点的覆盖范围。其次,由于智慧城市建设在东部具有较强的增量提质效应,中西部地区应加快智慧城市建设,结合当地经济基础、人才资源和政策环境,推动产业结构转型,谨防城市数字化转型过程中“数字鸿沟”的就业极化效应拉大与东部地区就业结构差异。最后,由于智慧城市建设的就业规模效应边际递增、就业结构效应存在时滞,应在已试点的地区持续加强智慧城市建设,加快智慧应用、智能技术向实体经济渗透,持续释放智慧城市建设的就业红利,通过智慧化应用实现劳动力就业增量提质。

第二,探索和优化智慧城市建设推动劳动力就业增量提质的多维路径,实现智慧城市建设就业效应最大化。一是加快技术研发具有重要战略地位,持续发挥技术创新的支撑作用。不断激发区域创新活力,打造区域创新生态环境,引导创新要素资源向新一代信息技术等高成长、高价值行业的转移和配置,以此推动产业结构转型与就业结构优化。二是充分利用智慧城市建设促成的网络基础设施配置优势,以更好地推动劳动力就业的量质齐飞。智慧城市建设过程中应该注重新型基础设施建设,有效激发网络外部性作用。三是提升劳动力技能素质,注重加强专业人才的培养,以智慧城市建设为契机,通过智慧教育、智能教育低成本、高效率、跨区域传播知识要素优势,加快人力资本积累,特别是提升高端人力资本存量。各地政府应高度关注地区人才资源体系配置的合理性,着重培养和引进信息技术和数字化人才。

第三,推行动态化、差异化的智慧城市战略,因地制宜制定发展政策。鉴于智慧城市建设的就业效应存在城市规模异质性特征,城市应逐步实施与自身发展能力相匹配的政策导向。规模等级较大的城市要积极拓展资本密集型和技术密集型行业就业渠道,充分释放智慧城市建设的就业红利效应。鉴于中小城市的就业挤出效应,中小城市要加强智慧城市建设的配套设施支撑(资金、人才、技术),不宜快速推广智慧城市试点,谨防城市数字化转型对中小城市传统服务业就业大规模替代。此外,地方政府应加大科技、教育投入,完善信息化应用环境,降低劳动力市场交易成本,为智慧城市建设提供科学指引。

第四,扩大高端服务业的容纳能力,发挥人才支撑作用。智慧城市建设促进就业结构向服务业、高技能的转变。考虑到现代商务服务业、科技服务业等行业是增量效应的主要来源,对于试点城市,要充分利用人工智能、物联网、大数据等新一代信息技术,推动信息软件、现代商务服务业、科技服务业等领域的智能基础设施网络建设,加快信息技术与战略性新兴产业的深度融合,提升就业吸纳能力。智慧城市建设对制造业和传统批发零售业产生就业替代效应,同时就业结构出现极化特征,因此,应加快人力资本积累,提高劳动力技能素质尤为迫切,谨防智慧城市建设引发的数据要素、智能技术对低技能劳动力的大规模替代。

参考文献:

- [1] 柏培文,张云. 数字经济、人口红利下降与中低技能劳动者权益[J]. 经济研究,2021,56(5):91-108.
- [2] 张车伟,王博雅,高文书. 创新经济对就业的冲击与应对研究[J]. 中国人口科学,2017(5):2-11.

- [3] 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.
- [4] 谭伟杰,胡润哲.“智”巢何以引凤:智慧城市建设对地区创业活跃度的影响[J]. 经济与管理研究,2024,45(1):75-93.
- [5] 王敏,李亚非,马树才. 智慧城市建设是否促进了产业结构升级[J]. 财经科学,2020(12):56-71.
- [6] 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.
- [7] 袁航,朱承亮. 智慧城市是否加速了城市创新? [J]. 中国软科学,2020(12):75-83.
- [8] 何凌云,马青山. 智慧城市试点能否提升城市创新水平? ——基于多期 DID 的经验证据[J]. 财贸研究,2021,32(3):28-40.
- [9] 姚璐,王书华,范瑞. 智慧城市试点政策的创新效应研究[J]. 经济与管理研究,2023,44(2):94-111.
- [10] 楚尔鸣,孙红果,李逸飞. 智慧城市建设对生态环境韧性的影响研究[J]. 管理学报,2023,36(6):21-37.
- [11] 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.
- [12] 张兵兵,陈思琪,曹历娟. 城市因“智慧”而低碳吗? ——来自智慧城市试点政策的探索[J]. 经济评论,2022(6):132-149.
- [13] 张可. 智慧城市建设促进了节能减排吗? ——基于长三角城市群 141 个区县的体验分析[J]. 金融研究,2023(7):134-153.
- [14] WU D S, XIE Y, LYU S J. Disentangling the complex impacts of urban digital transformation and environmental pollution: evidence from smart city pilots in China[J]. Sustainable Cities and Society, 2023, 88: 104266.
- [15] 孙伟增,郭冬梅. 信息基础设施建设对企业劳动力需求的影响:需求规模、结构变化及影响路径[J]. 中国工业经济,2021(11):78-96.
- [16] 夏海波,刘耀彬,沈正兰. 网络基础设施建设对劳动力就业的影响——基于“本地—邻地”的视角[J]. 中国人口科学,2021(6):96-109.
- [17] 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.
- [18] 何勤,李雅宁,程雅馨,等. 人工智能技术应用对就业的影响及作用机制研究——来自制造业企业的微观证据[J]. 中国软科学,2020(S1):213-222.
- [19] 刘诗濛,王逸飞,卢晶亮. 人力资本集聚对城市工资与就业增长的影响——来自中国主要城市的证据[J]. 劳动经济研究,2021,9(1):27-49.
- [20] 袁冬梅,周磊,袁礼. 技术创新模式转变对劳动力就业结构的影响——基于制造业上市公司数据的分析[J]. 中国人口科学,2021(6):81-95.
- [21] 陈建伟,苏丽锋. 通用型技术对就业结构的影响——基于“宽带中国”示范城市政策的研究[J]. 中国人口科学,2021(5):32-47.
- [22] 张超,陈凯华,穆荣平. 数字创新生态系统:理论构建与未来研究[J]. 科研管理,2021,42(3):1-11.
- [23] KUHN P, MANSOUR R. Is Internet job search still ineffective? [J]. The Economic Journal, 2014, 124(581): 1213-1233.
- [24] 韩宝国,朱平芳. 宽带对中国经济增长影响的实证分析[J]. 统计研究,2014,31(10):49-54.
- [25] 韩先锋,宋文飞,李勃昕. 互联网能成为中国区域创新效率提升的新动能吗[J]. 中国工业经济,2019(7):119-136.
- [26] 何小钢,梁权熙,王善骞. 信息技术、劳动力结构与企业生产率——破解“信息技术生产率悖论”之谜[J]. 管理世界,2019,35(9):65-80.
- [27] 江艇. 因果推断经验研究中的中介效应与调节效应[J]. 中国工业经济,2022(5):100-120.
- [28] 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.
- [29] 杨伟国,吴邦正. 平台经济对就业结构的影响[J]. 中国人口科学,2022(4):2-16.
- [30] 刘海建,胡化广. 畅通国民经济循环与劳动力就业——基于流通标准一体化视角的研究[J]. 数量经济技术经济研究,2023,40(10):51-70.
- [31] 汪前元,魏守道,金山,等. 工业智能化的就业效应研究——基于劳动者技能和性别空间计量分析[J]. 管理世界,2022,38(10):110-126.
- [32] 李梦娜,周云波. 数字经济发展的“人力资本”结构效应研究[J]. 经济与管理研究,2022,43(1):23-38.
- [33] 韩民春,韩青江,夏蕾. 工业机器人应用对制造业就业的影响——基于中国地级市数据的实证研究[J]. 改革,2020(3):22-39.
- [34] 戚聿东,褚席. 数字经济发展促进产业结构升级机理的实证研究[J]. 学习与探索,2022(4):111-120.
- [35] 姚战琪. 数字经济、进口技术溢出对中国创新产出的影响研究[J]. 首都经济贸易大学学报,2022,24(3):52-64.
- [36] 尹志超,仇化.“数智”还是“数滞”:数字化转型与非农就业[J]. 经济学动态,2024(2):32-51.
- [37] 白俊红,刘宇英. 对外直接投资能否改善中国的资源错配[J]. 中国工业经济,2018(1):60-78.

How does Smart City Construction Affect Employment?

XIA Haibo, LIU Yaobin, SHAO Hanhua
(Nanchang University, Nanchang 330031)

Abstract: High-quality employment is an inherent requirement for developing new quality productive forces and is an important support for promoting common prosperity. Smart city construction reconfigures urban innovation patterns, accelerates urban digital transformation, and has a profound impact on employment. This paper uses China's smart city pilot policies to construct a multi-period difference-in-differences (DID) model. Then, it investigates the impact of smart city construction on employment and its mechanism from the perspective of size and structure.

The findings are as follows. First, smart city construction generally increases employment scale and optimizes the skill-level employment structure. The scale effect is greater than the structure effect, showing a marginal increasing trend of quantitative change followed by qualitative change. Second, smart city construction improves the quality and quantity of employment through the compensation of technological innovation, the allocation of network infrastructure and the accumulation of human capital. This improvement is pronounced in megacities, and areas with abundant scientific and educational resources, high levels of information application, and severe labor market distortion. Finally, the employment scale effect of smart city construction is realized through inter-industry spillover. It restrains employment in manufacturing and traditional service industries and promotes employment in the high-end service industry. However, it has no noticeable impact on agriculture, forestry, animal husbandry, fishery, and public service industries. Moreover, the internal service industry shows an asymmetric feature of the coexistence of the compensation-substitution effect. The optimization of employment structure in smart city construction mainly stems from labor skill preference and exhibits the characteristics of employment polarization.

The main contributions are as follows. First, based on the dual perspectives of employment scale and structure, this paper examines the impact of smart city construction on employment, reveals the unique significance of smart city construction for more adequate and higher-quality employment in China, and enriches the empirical literature on the intersection of smart city construction and employment. Second, this paper takes the smart city pilot policy as a quasi-natural experiment, uses the DID model to evaluate the employment effect of smart city construction, and further employs the instrumental variable method to alleviate the endogenous problems caused by the non-random selection of cities for the smart city pilot policy, thereby enhancing the reliability of the findings. Finally, this paper focuses on the mechanism of smart city construction affecting employment, discusses the effect of policy implementation on employment from macro and micro levels, and examines the heterogeneity of urban characteristics, industries, and individual skills to deepen the interpretation of the impact of the pilot policy on urban society. The findings provide new solutions for high-quality employment in cities under digital transformation and empirical evidence for public policy-making in employment.

Keywords: smart city; digital transformation; employment; employment scale; employment structure

责任编辑:蒋 琰