

DOI: 10.19361/j.er.2022.06.12

# 城市因“智慧”而低碳吗？

——来自智慧城市试点政策的探索

张兵兵 陈思琪 曹历娟\*

**摘要：**本文揭示了智慧城市建设促进碳减排的内在机理，并以2012年以来推行智慧城市建设的三批次试点城市作为准自然实验对象，运用双重差分法(DID)识别智慧城市试点政策对城市碳排放的影响。研究表明：智慧城市试点建设有利于降低碳排放，这一结论分别在进行安慰剂检验、内生性检验之后依旧稳健。异质性分析显示，试点政策更有利于减少京津冀城市群、非资源型城市、非老工业基地城市的碳排放。进一步基于simhash算法去重、jieba分词和词频统计等917份试点政策文本的量化分析后发现，智慧产业政策通过驱动数据要素集聚及优化产业结构减少碳排放，智慧政务和智慧民生政策通过绿色技术创新提升能源效率促进碳减排。运用机器学习算法的反事实检验显示，试点批次越靠后，智慧城市试点政策的持续性碳减排效果越好。

**关键词：**智慧城市；碳排放；产业结构；文本量化

**中图分类号：**F29；F062.2

## 一、引言

气候变化是人类社会所面临的严重而长期的挑战，温室气体排放的持续增加正在给全球的农业生产、社会经济活动和人类生活带来广泛而深刻的负面影响，危及人类社会发展的可持续性。中国是全球最大的发展中国家，早期粗放型的发展模式使得能源过度消耗，并引致环境污染问题日益凸显。据《BP世界能源统计年鉴》统计，2020年中国能源消费总量高达49.7亿吨标准煤，比1980年增长了约8倍，是全球最大的能源消耗国。高能耗伴随高排放，中国也是世界最大的碳排放国，2020年我国二氧化碳排放总量约为99亿吨，占全球碳排放总量的31%。当前，中国政府高度重视应对气候变化问题，并积极采取措施推动节能减碳和经济低碳转型。2021年9月，《中共中央 国务院关于完整准确全面贯彻新发展理念

\*张兵兵，南京农业大学经济管理学院，邮政编码：210095，电子信箱：fankev@vip.163.com；陈思琪，南京农业大学经济管理学院，邮政编码：210095，电子信箱：chensiqi0816@163.com；曹历娟（通讯作者），南京农业大学经济管理学院，邮政编码：210095，电子信箱：caolj@njau.edu.cn。

本文获得国家社会科学基金一般项目“‘双循环’赋能中国经济高质量发展的实践路径研究”（项目编号：21BJL102）、国家自然科学基金面上项目“膳食引导、饮食结构调整与中国食物消费需求”（项目编号：71773051）的资助。感谢匿名审稿专家提出的宝贵意见，作者文责自负。

做好碳达峰碳中和工作的意见》提出,把碳达峰、碳中和纳入经济社会发展全局。城市作为社会经济发展的主要载体,既是碳排放的主要来源,也是节能减排的主战场,其减排效果将直接影响着中国“双碳”战略目标能否按期实现。在此背景下,破解城市节能减排难题就显得尤为迫切,深入探究影响城市碳排放的关键性因素、促进“双碳”战略目标按期实现具有重要的学术价值和现实意义。

技术创新是实现减排突破的关键要素(Xie et al., 2021),而城市是推动绿色技术创新的核心载体(宋德勇等, 2021)。智慧城市试点政策是当前中国推动城市发展由要素驱动、投资驱动转向创新驱动的重大举措,其本质是依托物联网、云计算、大数据等信息技术以及知识环境下孕育的城市创新生态来实现城市发展模式的跃迁。该政策可以通过优化产业结构和推动绿色技术创新促进工业互联网、人工智能等一批数字产业以及新材料、新能源等战略新兴产业兴起,推动城市经济绿色低碳高质量发展。我国自2012年开始推行智慧城市试点建设工作,截至2014年已有三批次共94个城市在试点名单之列。在全球节能减排的大背景下,智慧城市试点政策是否存在碳减排效应?如果是,其具体作用机制是什么?本文尝试厘清智慧城市试点政策影响碳排放的作用机理,并以实施的三批次智慧城市试点政策为准自然实验,运用双重差分模型(DID)进行实证检验,以此拓展试点政策因果关系识别的研究视阈,为按期实现“双碳”战略目标提供政策借鉴。

区别于既有研究,本文的边际贡献为:第一,从智慧城市试点政策出发,运用双重差分模型(DID)识别了其影响碳排放的政策净效应,厘清了智慧城市试点政策有利于碳减排的作用机制。第二,运用政策文件检索、simhash算法去重、jieba分词和词频统计等文本量化分析方法对智慧城市试点政策进行深度解析,将智慧城市试点政策划分为智慧政务、智慧产业、智慧民生三大维度,并通过构建各维度政策变量指标,探究其影响碳排放的作用机理。第三,运用机器学习算法对94个智慧试点城市的碳排放进行反事实预测分析,比较基准情景和政策冲击情景下的碳减排量差异,揭示了不同批次实施的智慧城市试点政策在持续性碳减排效果上的异质性。

## 二、文献综述

目前,有关碳排放的研究主要集中在两个方面。一是碳排放的测算。常用的碳排放测算方法主要有碳排放系数法(IPCC清单法)、生命周期法、投入产出法等。王少剑等(2021)使用IPCC清单法对中国省际层面的碳排放进行了测算,但因其计算中未能考虑中国的能源消费组合,导致其测算出的能源排放系数存在高估的问题。生命周期法可测度某产品整个生命周期中消耗的碳排放量,常被用来测算微观层面的碳足迹。如余金艳等(2022)计算了电商快递包装箱生命周期内的碳足迹。此外,投入产出法也被广泛应用于碳排放的测算(Zhu et al., 2022)。由于相关统计数据中市级以下层面数据较难获得,而国家级、省级、市级层面数据的统计口径、计算方法和统计误差存在不一致性,部分学者提出通过DMSP/OLS卫星遥感数据进行碳排放估算(Du et al., 2021)。本文对原始夜间灯光数据进行校正,用VIIRS夜间灯光数据对DMSP进行补充,并采用从上至下(top-down)的方法对中国城市二氧化碳排放量进行反演模拟。

二是碳排放的影响因素研究。已有文献表明,环境分权(刘贤赵等, 2021)、出口结构(王

向进等,2017)、对外直接投资(屈小娥、骆海燕,2021)等均会对碳排放产生影响。而环境规制作为改善环境领域市场失灵的重要方法也存在碳减排效应(吴茵茵等,2021)。除此之外,Li等(2021)检验了经济复杂性和可再生能源电力对碳排放的影响,发现电力与经济复杂性显著降低了二氧化碳排放量,有利于碳中和目标的实现。在行业细分层面上,工业智能化通过驱动效应和制约效应对碳排放产生双向影响,而其对当前我国工业行业的影响以驱动效应为主(黄海燕等,2021)。

与本文研究主题相关的另一个文献分支主要涉及智慧城市试点政策所产生的经济绩效。有研究发现,智慧城市建设会促进产业结构合理化与高级化,有利于产业结构转型升级(赵建军、贾鑫晶,2019),同时还有助于提升企业全要素生产率(石大千等,2020)以及减少环境污染(石大千等,2018)。另有研究证实,智慧城市建设还能加速城市创新(张龙鹏等,2020)。宋德勇等(2021)从量和质两个维度实证检验了智慧城市建设对绿色技术创新的影响,研究发现试点政策通过信息支撑、规模集聚和资金配置促进绿色技术创新的“量质齐升”。

通过对已有文献的归纳和梳理,可以发现,现有相关研究成果已为本文提供了多维度的分析视角,但仍存在一些研究领域需要拓展:第一,现有研究相对独立地对智慧城市建设和碳排放进行了较为充分的探讨,但较少有研究将两者纳入统一的分析框架探究智慧城市建设影响碳减排的理论逻辑和内在机理;第二,现有研究多关注于智慧城市建设本身,讨论其发展路径、技术服务应用等方面,较少有研究采用机器学习算法进行反事实检验,探索各批次试点城市在碳减排效果持续性上的差异。

### 三、理论机制与研究假说

智慧城市是城市数字化的高级发展阶段,其试点政策主要侧重于以信息技术变革带动城市治理模式跃升,实现城市在资源配置、新兴产业、相关技术和产品方面的创新(石大千等,2018)。因此,智慧城市建设能够有效协同专业化生产要素和信息共享机制,促进数字信息技术创新,推进智慧产业集群和扩大清洁产业应用生态场景,从而减少碳排放。具体而言,试点政策的实施使数据要素、信息技术性人才和新型信息基础设施等与智慧产业发展相匹配的生产要素相互融合并向高级化转变,为碳减排提供要素保障。数字信息知识创新、技术创新和管理制度创新等智慧创新体系的形成和有效输出,为碳减排提供了制度保障。除此之外,政府有关部门强调在特定区域构建新型高效的数字化基础设施,探索数字产业化和产业数字化的新型产业模式,不断衍生新业态,构建智慧产业集群并推动产业结构优化,从而有利于降低碳排放。基于上述理论分析,本文提出:

假说1:实施智慧城市试点政策有助于降低二氧化碳排放量。

智慧城市试点政策作为城市层面综合性发展政策,其政策类型在实践中多划分为智慧政务、智慧产业、智慧民生三大维度(Nicolas et al.,2021)。智慧产业政策主要利用信息技术的可用性与可达性驱动数据要素集聚、促进产业结构合理化来降低碳排放。在数字经济时代,实体经济被云计算、人工智能、5G等数字信息技术不断赋能,使一切皆可数据化,数据成为新型生产要素。智慧城市试点政策实施过程中不断推进新型数字化基础设施建设,搭建统一的智慧城市时空信息云平台,从建立数据资源体系和促进数据要素流通等方面驱动数据要素发展。现实中,数据要素依附于实体经济而存在,智慧产业政策会使得各类产业不断

集聚并衍生,而制造业、服务业集聚的区域也是数据要素密集分布的区域,必然会产生大量数据,进而推动数据要素集聚。数据要素集聚降低了生产中各环节的损耗,提高了企业生产率和资源利用效率(李治国、王杰,2021a),进而降低碳排放。

另一方面,信息产业的发展会促进企业开展科技创新活动,提升地区知识型人才流入水平,进而提高人力资本与产业结构之间的适配,以持续、有效地推动产业结构优化(金浩等,2017)。与此同时,信息技术性人才、专业化知识等高级生产要素自身作为一种高效率生产要素直接参与生产活动,而技术型高级生产要素也会嵌入资本、劳动等初级生产要素,以推迟初级生产要素边际收益递减的拐点,推动产业技术进步和结构优化升级(王凯,2021)。除此之外,新兴信息产业发展会不断衍生出新需求,催生电子商务、信息消费、智慧金融、大健康、智慧旅游等大量新产业、新模式和新业态。产业结构优化使得各产业间资源配置更加合理,推动产业间协调发展及能源效率提升,进而降低碳排放。基于此,本文提出:

假说 2a:智慧城市试点实施中的智慧产业政策通过驱动数据要素集聚降低碳排放。

假说 2b:智慧城市试点实施中的智慧产业政策通过促进产业结构优化减少碳排放。

智慧城市试点实施的智慧政务政策与政府行政结构的效率、透明度以及公众对决策的参与度有关,该领域注重在城市各群体之间的大型网络中进行有效合作与互动。政府智慧治理促使公众加强对政府信息及行为的监督,缓解政府、企业与公众之间的信息不对称。由于污染企业的发展和生产规模受到来自政府和公众方面的约束,企业会通过增加环保研发投入促使生产技术向低污染、绿色清洁型技术转变。同时,智慧政务政策中的智慧能源、智能交通、智慧环保等专项应用能够直接减少碳排放。智慧民生政策旨在通过赋予完备的公共基础设施和良好的公共服务以提高公众的生活水平,其有效执行为科研工作者提供了良好的生活保障,且各类智能平台及服务系统为科研人员创造了更加舒适和便捷的科研环境。这种资金、环境的支持让科学家潜心进行基础研究,促进新能源技术、清洁科技专利的研发和应用成果转化(洪银兴,2017)。创新驱动的绿色发展是实现污染密集型产业升级、提高经济效率和环境质量的重要新途径(Wang and Li,2020)。绿色技术创新将直接促进能源资源的有效利用,降低各环节损耗从而推动能源效率提升。能源效率的提升一方面加强了水能、风能、天然气等清洁能源与化石能源之间的替代作用,优化了能源结构,另一方面也有利于促进清洁型技术的应用,从源头上减少碳排放量。基于此,本文提出如下假说:

假说 3:智慧城市试点实施中的智慧政务政策和智慧民生政策可以通过绿色技术创新提升能源效率,进而降低碳排放。

图 1 为智慧城市试点政策对城市碳减排影响的作用机制。

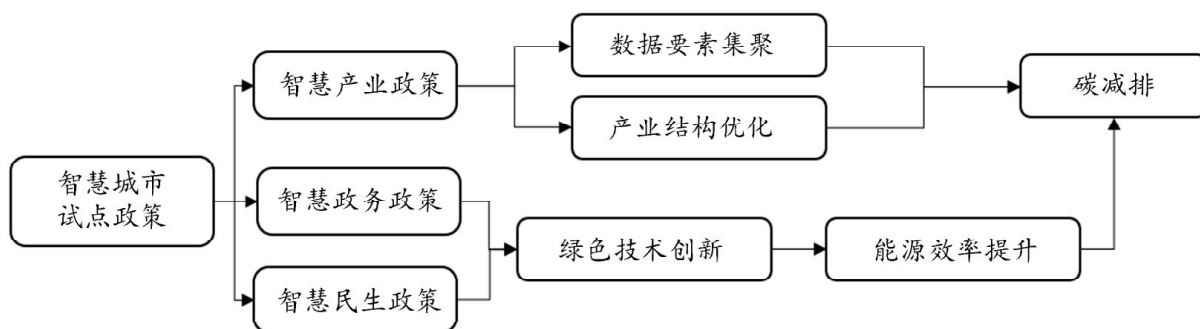


图 1 作用机制图

## 四、模型选择与变量说明

### (一) 模型构建

在理论分析的基础上,本文以智慧城市试点政策作为准自然实验,运用多期 DID 模型来识别智慧城市试点政策对碳排放的影响。

$$\ln CO_{2it} = \beta_0 + \beta_1 treat_i \times post_t + \rho X_{it} + \delta_i + \mu_t + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

(1)式中: $\ln CO_{2it}$ 表示*i*城市在第*t*年的二氧化碳排放量; $treat_i$ 为分组虚拟变量, $post_t$ 为时期虚拟变量,交互项  $treat_i \times post_t$ 即为政策实施的净效应; $X_{it}$ 为控制变量集,具体包括:经济发展水平、城市基建水平、固定资产投资规模、区域开放水平、人口规模、公共交通、城市绿化水平、技术水平以及产业结构; $\delta_i$ 和  $\mu_t$ 分别表示城市、时间固定效应; $\varepsilon_{it}$ 为随机扰动项。

### (二) 变量选取

1.被解释变量:二氧化碳排放量( $\ln CO_2$ )。本文借鉴张兵兵等(2021),运用夜间灯光亮度数据,采用 top-down 估计方法对中国各城市二氧化碳排放量进行反演模拟。

2.核心解释变量:智慧城市试点政策( $treat \times post$ )。住房和城乡建设部于2012年正式推行智慧城市试点建设。首批试点城市共计90个,其中地级市37个,区(县)50个,镇3个。2013年8月,住房和城乡建设部确定北京经济技术开发区、阳泉市等新增的103个城市(区、县、镇)为第二批试点城市。次年,北京市门头沟区等84个城市(区、县、镇)被确定为2014年度新增智慧城市试点。本文的核心解释变量为智慧城市试点政策( $treat \times post$ )。其中, $treat$ 为分组虚拟变量,若为试点城市,则设定为实验组且  $treat$  取值为1,否则设定为控制组且  $treat$  取值为0; $post$ 为时间虚拟变量,政策实施当年及之后取值为1,其余取值为0。鉴于本文研究对象为地级市,而部分智慧城市是县级市或者地级区域,故将其删除,并剔除数据严重缺失的城市样本,最终得到97个试点城市样本。

3.控制变量。经济发展水平( $\ln gdp$ ),以人均地区生产总值的自然对数来衡量;城市基建水平( $\ln road$ ),以人均铺装道路面积的自然对数来衡量;固定资产投资规模( $\ln invest$ ),以固定资产投资总额的自然对数来衡量;区域开放水平( $\ln afi$ ),以外商实际投资的自然对数来衡量;人口规模( $\ln scale$ ),以全市年末总人口的自然对数来衡量;公共交通( $\ln trans$ ),以每万人拥有公共汽电车数量的自然对数来衡量;城市绿化水平( $\ln green$ ),以建成区绿化覆盖面积的自然对数来衡量;技术水平( $\ln tech$ ),以科研综合技术服务业从业人员数的自然对数来衡量;产业结构( $structure$ ),以第三产业产值占GDP比重来衡量。

### (三) 数据来源及描述性统计

本研究所使用的数据均来自历年《中国城市统计年鉴》《中国环境统计年鉴》以及《中国统计年鉴》。为保持数据的完整性和一致性,研究样本中不包含港澳台地区、西藏自治区以及部分数据缺失严重的城市,最终得到2003—2018年中国265个地级市的平衡面板数据。

表1为上述变量的描述性统计。

表 1 变量描述性统计

	变量	原始单位	观测值	平均值	标准差	最小值	最大值
被解释变量	二氧化碳排放量( $\ln CO_2$ )	万吨	4 240	8.083	1.064	4.469	11.94
解释变量	智慧城市试点政策( $treat \times post$ )	-	4 240	0.135	0.341	0	1
控制变量	人均地区生产总值( $\ln gdp$ )	元	4 240	10.250	0.808	4.595	13.06
	人均铺装道路面积( $\ln road$ )	平方米	4 240	2.338	0.951	0	10.78
	固定资产投资总额( $\ln invest$ )	万元	4 240	15.520	1.187	7.783	18.97
	外商实际投资( $\ln afi$ )	万美元	4 240	9.590	2.080	0	14.94
	年末总人口( $\ln pscale$ )	万人	4 240	5.852	0.666	2.773	9.315
	每万人拥有公共汽车数量( $\ln trans$ )	辆	4 240	2.032	0.908	0	11.09
	建成区绿化覆盖面积( $\ln green$ )	公顷	4 240	7.970	1.058	1.609	11.90
	科研综合技术服务业从业人员数( $\ln tech$ )	人	4 240	8.242	1.124	4.605	13.48
	第三产业产值占 GDP 比重( $structure$ )	-	4 240	0.381	0.0925	0.0858	0.853

## 五、实证分析

### (一) 基准回归

本文利用 DID 模型识别智慧城市建设和碳排放的影响,基准结果如表 2 所示。第(1)列是未纳入固定效应和控制变量的回归结果,第(2)列为加入控制变量的结果,第(3)列为纳入控制变量,同时固定城市和年份效应的回归结果。可以发现,三个结果中,交互项  $treat \times post$  的估计系数均显著为负,表明智慧城市建设和降低碳排放。

表 2 基准回归结果

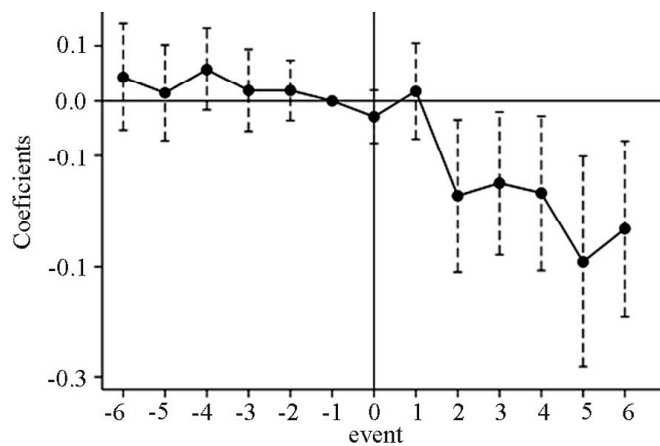
	$\ln CO_2$		
	(1)	(2)	(3)
$treat \times post$	-0.0729** (-2.01)	-0.1083*** (-3.69)	-0.0902*** (-2.78)
$\ln gdp$		0.3435*** (7.85)	0.2109*** (3.64)
$\ln road$		0.0407** (2.17)	0.0296 (1.56)
$\ln pscale$		0.1013*** (4.48)	0.0288 (1.42)
$\ln invest$		0.1177*** (4.45)	0.1012*** (4.09)
$\ln trans$		0.0625*** (3.82)	0.0484*** (3.11)
$\ln afi$		-0.0103** (-2.01)	-0.0136*** (-2.75)
$\ln green$		0.0649*** (3.81)	0.0574*** (4.18)
$\ln tech$		-0.0235 (-1.29)	-0.0212 (-1.07)
$structure$		-0.2672* (-1.77)	-0.6441*** (-3.02)
$\_cons$	7.4158*** (119.53)	1.8134*** (8.81)	3.8514*** (6.82)
城市固定效应	否	否	是
年份固定效应	否	否	是
观测值	4 240	4 240	4 240
$R^2$	0.706	0.729	0.744

注:\*\*\*、\*\*、\* 分别表示在 1%、5%、10% 的水平下显著,括号内为  $t$  值,稳健标准误聚类到城市层面,下表皆同。

以第(3)列的回归结果为基准来观察控制变量。 $\ln gdp$ 的估计系数为正且在1%的水平下通过了显著性检验,反映出经济发展水平的提升会增加二氧化碳排放。 $\ln invest$ 的估计系数为正且显著,说明固定资产投资规模扩大也会增加碳排放。 $\ln trans$ 的估计系数显著为正,表明公共汽电车拥有数量越多的城市,其碳排放也会越多。 $\ln afi$ 的估计系数在1%的水平下显著为负,意味着外资流入可以通过新技术与新知识的扩散,使得产品生产过程更加清洁从而有利于降低碳排放。 $structure$ 的估计系数显著为负,意味着产业结构优化有利于减少碳排放。

## (二) 平行趋势检验

在政策实施前,实验组和控制组要满足平行趋势假定,即两组的碳排放需要保持相对稳定的变动趋势。本文以2011年为基期,运用事件研究法进行平行趋势检验,结果如图2所示。可以看出,在政策实施前的试点城市与非试点城市碳排放的差与基期(2011年)两者之差不存在显著差异,满足平行趋势假定。在政策实施后,碳排放量呈现显著的下降态势,这说明智慧城市试点政策对碳排放的影响显著为负。



注:连续的折线反映智慧城市试点实施的边际效应,上下垂直的短虚线为95%水平下的置信区间。

图2 平行趋势检验图

## (三) 稳健性检验

### 1. 倾向得分匹配(PSM-DID)

为缓解可能产生的样本选择性偏差问题,本文运用PSM-DID方法进行稳健性检验。该方法通过是否为智慧城市试点政策的虚拟变量  $treat$  对可观测指标<sup>①</sup>进行logit回归,得到倾向得分匹配值,再将倾向得分匹配值最接近的城市设置为智慧城市试点政策的配对城市。本文分别使用最近邻匹配、卡尺最近邻匹配以及核半径匹配等方法进行PSM-DID估计,结果如表3第(1)—(3)列所示。可以看出,试点政策虚拟变量的估计系数显著为负,表明智慧城市试点政策有利于降低碳排放,结论呈现出较好的稳健性。

### 2. 安慰剂检验

本部分将政策的推行时间分别提前一年或两年,将其与  $treat$  相乘并纳入基准模型进行反事实的安慰剂检验。从表3第(4)、(5)列的结果可以看出,将政策推行时间提前一年或两年,交互项  $treat \times post$  的估计系数均不显著。这表明智慧城市试点政策推行的实际年份确

<sup>①</sup>包括人均地区生产总值、人均铺装道路面积、固定资产投资总额、外商实际投资、年末总人口、每万人拥有公共汽电车数量、建成区绿化覆盖面积、科研综合技术服务业从业人员数、第三产业产值占GDP比重等。

实能够降低二氧化碳排放量。

表 3 稳健性检验 I

	lnCO <sub>2</sub>				
	PSM-DID			安慰剂检验	
	最近邻匹配	卡尺最近邻匹配	核半径匹配	政策发生提前一年	政策发生提前两年
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
<i>treat</i> × <i>post</i>	-0.0674** (-2.22)	-0.0789** (-2.39)	-0.0915*** (-2.71)	-0.0039 (-0.18)	-0.0083 (-0.41)
控制变量	是	是	是	是	是
<i>_cons</i>	3.9877*** (6.45)	4.2535*** (6.81)	3.7077*** (5.99)	3.8715*** (6.83)	3.8722*** (6.83)
城市固定效应	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是
观测值	2 520	2 966	3 965	3 763	3 763
R <sup>2</sup>	0.716	0.732	0.752	0.780	0.780

3.排除其他政策干扰

智慧城市试点的政策净效应还可能受到与碳排放密切相关的环境保护、节能减排等政策的干扰。本文整理了 2003—2018 年间可能影响碳排放的政策。一是 2010 年起实施的低碳城市试点政策。本文构建虚拟变量 *low\_carbon* 来表示低碳城市试点政策的冲击。二是 2011 年开展的节能减排财政政策综合示范城市。本部分将节能减排财政政策虚拟变量 *fiscal* 纳入基准模型,控制其可能对碳排放变动产生的影响。三是 2015 年《中华人民共和国立法法》赋予的城市环境立法权。本文构建虚拟变量 *enlaw* 来表示城市环境立法政策的政策冲击。四是 2008 年实施的创新型城市试点政策。本文构建虚拟变量 *creat* 来表示创新型试点的政策冲击。表 4 第(1)—(4)列汇报了排除上述政策干扰后的估计结果,可以看出,试点政策虚拟变量的估计系数依然显著为负。

表 4 稳健性检验 II

	lnCO <sub>2</sub>			
	低碳城市试点政策	节能减排财政政策	城市环境立法	创新型城市试点政策
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>treat</i> × <i>post</i>	-0.0878*** (-2.78)	-0.0872*** (-2.73)	-0.0454* (-1.72)	-0.0870*** (-2.69)
<i>low_carbon</i>	-0.0352 (-0.94)			
<i>fiscal</i>		-0.1130** (-2.27)		
<i>enlaw</i>			-0.0715*** (-3.34)	
<i>creat</i>				-0.0700** (-2.50)
控制变量	是	是	是	是
<i>_cons</i>	3.8780*** (6.93)	3.8892*** (6.90)	3.8297*** (6.78)	3.9234*** (6.96)
城市固定效应	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是
观测值	4 240	4 240	4 240	4 240
R <sup>2</sup>	0.745	0.747	0.745	0.745



## 4. 内生性问题

现实中智慧城市试点的选择可能受到其他潜在因素影响而对估计结果产生干扰。因此,本文进一步使用工具变量法以缓解内生性问题。20世纪50年代突发的“院系调整”运动对于城市来说是外生冲击,对当下城市的人力资本水平产生了巨大影响(Glaeser and Lu, 2018)。人力资本水平高的城市,科技创新潜力大,倾向于采取更为前瞻性的城市发展政策,入选智慧城市试点的概率越大,满足相关性假设。而在智慧城市建设过程中,大数据、物联网等信息技术不断发展,公众对空气污染关注度提高且获得污染信息的成本较低,这使得政府更为注重城市的空气污染状况,倒逼企业长期注重清洁生产技术提升。同时,城市智能化水平的提高、清洁型技术与产业的持续发展与应用最终均会产生碳减排效应。因此,利用“院系调整”运动中各城市的院系迁入数量( $in\_school$ )作为工具变量,同时满足排他性约束。同理,全市公共图书馆藏书数量对城市的人力资本水平也会产生一定影响(Liu, 2014),进而影响智慧城市试点的选择情况,但藏书数量本身对碳排放无直接影响,符合工具变量所需满足的条件。本文利用样本城市过去一年全市公共图书馆藏书数量( $book$ )作为另一工具变量进行回归。工具变量估计结果如表5所示。第(1)、(3)、(5)列为第一阶段回归结果,其中 $book \times post$ 、 $in\_school \times post$ 的回归系数显著为正,且 $F$ 值均大于10。第(2)、(4)、(6)列为第二阶段回归结果,智慧城市试点政策虚拟变量 $treat \times post$ 的系数依旧显著为负。将两工具变量同时纳入的Sargan-Hansen统计量不显著,说明本文选择的工具变量有效。

表5 稳健性检验 III

	$\ln CO_2$					
	院系迁入数量		过去一年全市公共图书馆藏书数量		同时纳入	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
$treat \times post$		-0.1460*** (-4.73)		-0.1970*** (-3.09)		-0.1508*** (-5.06)
$book \times post$	0.1764*** (27.64)				0.1703*** (26.43)	
$in\_school \times post$			0.0612*** (11.57)		0.0406*** (7.03)	
控制变量	是	是	是	是	是	是
城市固定效应	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
第一阶段 $F$ 值	764.05***		133.83***		406.07***	
第二阶段 $F$ 值		453.904***		62.506***		487.473***
Sargan-Hansen 检验 ( $P$ 值)						0.646 (0.422)
观测值	4 228	4 228	4 240	4 240	4 228	4 228
$R^2$	0.254	0.743	0.038	0.739	0.509	0.743

## 5. 替换被解释变量

为了避免被解释变量的测算方式所引起的结果偏差,本文利用工业二氧化硫排放量、能源消耗量以及 ODIAC 核算的碳排放量作为替代指标重新进行稳健性检验,结果如表6所示。可以发现,智慧城市试点政策对上述三个指标均有显著的负向影响,表明基准回归结果具有稳健性。

表 6 稳健性检验 IV

	工业二氧化硫排放量	能源消耗量	二氧化碳排放量
	(1)	(2)	(3)
<i>treat</i> × <i>post</i>	-0.1334* (-1.93)	-0.0966*** (-3.15)	-0.0325** (-2.03)
控制变量	是	是	是
<i>_cons</i>	9.4625*** (6.21)	3.1615*** (6.30)	15.4461*** (54.22)
城市固定效应	是	是	是
年份固定效应	是	是	是
观测值	4 240	4 240	4 240
<i>R</i> <sup>2</sup>	0.499	0.721	0.901

6. 其他稳健性检验

由于智慧城市试点政策分三批次出台,为了避免可能的测量误差问题,本文剔除政策出台当年进行检验,结果如表 7 第(1)列所示,智慧城市试点政策对碳排放的影响依然显著为负。此外,本文还将所有控制变量滞后一期再次进行检验,结果如表 7 第(2)列所示。试点政策虚拟变量的估计系数依然显著为负。随后,为降低碳排放的极端离群值可能对基准回归结果产生的影响,本文对  $\ln CO_2$  变量分别进行 5% 双侧截尾和 5% 双侧缩尾,结果如表 7 第(3)、(4)列所示。可以发现,智慧城市试点政策虚拟变量的估计系数依然显著为负。进一步地,本文剔除了副省级城市、省会及以上城市以控制特殊样本对结果产生的偏差,结果如表 7 第(5)、(6)列所示。试点政策虚拟变量的估计系数仍然显著为负。

表 7 稳健性检验 V

	$\ln CO_2$					
	剔除政策 出台当年	控制变量 滞后一期	5% 双侧 截尾	5% 双侧 缩尾	剔除副省级 城市	剔除省会及 以上城市
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
<i>treat</i> × <i>post</i>	-0.1213*** (-3.11)	-0.0834** (-2.59)	-0.0787*** (-2.66)	-0.0577* (-1.94)	-0.0996*** (-2.99)	-0.0847** (-2.49)
控制变量	是	是	是	是	是	是
<i>_cons</i>	3.7945*** (5.91)	5.0736*** (8.79)	4.2736*** (8.12)	4.8024*** (8.62)	3.9373*** (6.67)	3.8521*** (6.44)
城市固定效应	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
观测值	3 445	3 975	3 816	4 240	4 000	3 776
<i>R</i> <sup>2</sup>	0.751	0.682	0.733	0.699	0.748	0.755

(四) 异质性分析

城市群是经济活动开展的核心区域,能够在很大程度上引领区域创新。对此,本文将考察智慧城市建设对东部沿海三大城市群碳排放影响的异质性,回归结果如表 8 第(1)——(3)列所示。可以发现,智慧城市建设能显著降低京津冀城市群的碳排放,而对长三角城市群和珠三角城市群的碳减排效应并不显著。理论上讲,智慧城市试点政策能否实现特定城市群的碳减排,取决于该政策是否能促进产业结构向低污染密集型升级,以及能否驱动区域内的企业进行绿色技术创新。长三角和珠三角城市群较早转移了污染密集型产业。长三角城

城市群于1990—2000年间不断向外围迁移产业,在2000年左右碳排放已经大幅减少(李平星、曹有挥,2013);而珠三角城市群从2001年开始便为高、中能耗工业产业主要转出地,其工业碳排放转移格局基本表现为由珠三角地区向外围转移(王少剑等,2021),碳排放大幅降低。因此,长三角和珠三角两大城市群虽然在2003—2018年可能存在产业结构升级,但主要表现为向更高资本与技术密集型转型,其对碳排放的影响相对较小,因而试点政策的边际影响并不显著。相较于长三角和珠三角两大城市群,京津冀地区产业结构偏重,产业转移进程较晚,且不同于前者产业转移主要向外部转移为主,京津冀地区产业转移主要是基于比较优势的内部转移,多重因素叠加使得样本期内京津冀城市群碳排放绝对基数较大,因而政策推行引致的产业结构升级以及企业绿色技术创新的碳减排效应会更显著。胡焕庸线是我国人口发展水平和经济社会格局的地理分界线,其东西两侧的人口密度、城镇化水平、经济发展水平具有较大差异性。对此,本文考察了智慧城市试点政策对胡焕庸线东西两侧城市碳排放的影响。观察表8第(4)、(5)列的估计结果,可以发现,试点政策对胡焕庸线以东城市碳排放的减排效应显著,对西侧城市碳排放的减排效应并不显著。原因可能是,胡焕庸线以东城市均高度城镇化,能够更好地利用数字信息技术对产业结构进行优化升级,并利用产业集聚等优势迅速推动产业层面的绿色技术创新,提升能源效率并最终降低碳排放。

表8 异质性分析 I

	lnCO <sub>2</sub>				
	京津冀城市群	长三角城市群	珠三角城市群	胡焕庸线以东城市	胡焕庸线以西城市
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
<i>treat</i> × <i>post</i>	-0.1779** (-2.55)	-0.0161 (-0.59)	-0.0501 (-1.46)	-0.0669** (-2.11)	-0.1713 (-1.61)
控制变量	是	是	是	是	是
<i>_cons</i>	11.1120 (1.76)	6.1862*** (7.54)	3.1105 (1.51)	3.9402*** (5.82)	-0.9672 (-1.06)
城市固定效应	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是
观测值	224	416	128	3744	496
R <sup>2</sup>	0.789	0.944	0.935	0.766	0.651

城市资源禀赋会影响经济主体的资源利用效率及产业结构,进而影响该城市的可持续发展。对此,本文依据《全国资源型城市可持续发展规划(2013—2020年)》的通知文件,将全部样本城市划分为资源型城市与非资源型城市,从资源禀赋视角切入来考察智慧城市试点政策对碳减排的异质性影响。结果如表9第(1)、(2)列所示,试点政策对非资源型城市有显著的碳减排效应,而对资源型城市的影响却并不显著。工业结构特征对城市生态环境压力也具有重要影响。对此,本文考察试点政策对老工业基地和非老工业基地城市碳减排的异质性影响。观察表9第(3)、(4)列的估计结果,试点政策能显著降低非老工业基地城市的二氧化碳排放,但对老工业基地城市的碳减排影响有限。可能的原因是:资源型城市/老工业基地城市中多见“三高”产业,“资源诅咒”引致的路径依赖使得政策实施难以显著改变原有的产业结构。与此同时,生产技术依赖也使其无法在短期内采纳清洁生产技术(史丹、李少林,2020),从而导致智慧城市试点政策对老工业基地城市/资源型城市碳减排的边际影响并不显著。相较于老工业基地城市/资源型城市,非老工业基地城市/非资源型城市

大多为经济较发达且市场化程度较高的城市,对环境质量的诉求较高,试点政策的推行使得公众参与监督的积极性更高,最终倒逼所在区域进行产业结构升级、企业进行绿色技术创新,从而有利于降低碳排放。此外,本文还考察了智慧城市试点政策对城市区位碳减排的异质性影响,结果如表9第(5)、(6)列所示。可以发现,试点政策能显著降低东部地区城市的碳排放,但对中西部地区城市的影响并不显著。总体而言,东部地区城市拥有较为完善的信息基础设施和数字信息化人才,在已有优势的基础上可更好地实施试点政策,并激励企业进行技术创新与产业结构优化升级,从而促进碳减排。

表9 异质性分析 II

	lnCO <sub>2</sub>					
	资源型城市	非资源型城市	老工业基地	非老工业基地	东部地区	中西部地区
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
<i>treat</i> × <i>post</i>	-0.0971 (-1.59)	-0.0749** (-2.05)	-0.0286 (-0.63)	-0.1188*** (-2.62)	-0.0702* (-1.84)	-0.0730 (-1.56)
控制变量	是	是	是	是	是	是
<i>_cons</i>	6.7845*** (18.89)	3.4158*** (6.10)	4.4258*** (3.67)	3.5889*** (5.87)	3.5481*** (6.59)	6.6910*** (20.63)
城市固定效应	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
观测值	1 728	2 512	1 504	2 736	1 344	2 896
R <sup>2</sup>	0.700	0.773	0.731	0.759	0.859	0.682

(五) 机制检验

基于前文的理论分析与假设可知,智慧城市试点政策主要通过以下两条渠道实现碳减排:一是通过智慧产业政策促进数据要素集聚及产业结构合理化来减少碳排放;二是通过智慧政务和智慧民生政策促进绿色技术创新来提升能源效率,减少碳排放。对上述两条影响渠道的检验如下:

本部分将引入智慧产业指数(*ind*)、智慧政务指数(*gov*)以及智慧民生指数(*liv*)三个变量。首先,本文运用文本分析法客观量化出智慧城市试点政策实施过程中的偏向性政策类型。具体步骤如下:(1)搜集自试点政策实施年份起各市人民政府网站公开披露的智慧城市试点政策相关文件共917篇形成文本分析数据集,使用python软件对数据集中的源文件进行simhash算法去重、jieba分词以消除潜在的噪声源。(2)统计主题词词频以量化智慧城市建设中核心主题的流行度,并将其划分为智慧产业、智慧政务、智慧民生三大政策类型。智慧产业政策,主题词包括智慧农业、智慧制造、现代服务业、电子商务、人工智能、大数据、物联网、云计算;智慧政务政策,主题词包括电子政务、智慧交通、智慧生态、智慧公安、智慧城管;智慧民生政策,主题词包括智慧医疗、智慧教育、智慧社区、智慧养老、智慧社保。(3)运用熵值法分别计算智慧产业指数(*ind*)、智慧政务指数(*gov*)以及智慧民生指数(*liv*)的综合指标。此外,关于产业结构合理化指标,本文采用泰尔指数(*hlh*)衡量,泰尔指数是产业结构合理化水平的反向指标,泰尔指数越低,产业结构越合理;关于数据要素集聚(*digital*)指标,本文借鉴李治国和王杰(2021b)、钞小静等(2020)的做法测算获得;关于能源效率(*eff*)的衡量指标,本文借鉴张兵兵等(2021)的研究,通过选取适当的投入指标、产出指标以及跨期变量,运用DSBM方法测算获得;绿色技术创新(*index*),以绿色发明专利申请量加1的对数值

来衡量,数据来源于国家专利统计局。本文运用两步法进行机制检验,与此同时,为了缓解机制变量一定程度的内生性问题,在进行第一步回归时同时运用了 FE 模型以及 IV-FE 模型。表 10 和表 11 为智慧城市试点政策下实施不同类型政策对城市碳排放影响的估计结果。

**表 10** 机制检验 I

	<i>hlh</i>	<i>hlh</i>	$\ln CO_2$	<i>digital</i>	<i>digital</i>	$\ln CO_2$
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
<i>ind</i>	-0.2415** (-2.29)	-0.4261*** (-2.59)		0.0467*** (3.43)	0.2375*** (5.29)	
<i>hlh</i>			0.0506** (2.01)			
<i>digital</i>						-0.3051* (-1.65)
控制变量	是	是	是	是	是	是
城市固定效应	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
观测值	4 240	4 228	4 240	4 240	4 228	4 240
$R^2$	0.706	0.706	0.741	0.168	0.045	0.741

**表 11** 机制检验 II

	<i>index</i>	<i>index</i>	<i>index</i>	<i>index</i>	<i>eff</i>	$\ln CO_2$
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
<i>gov</i>	0.9484** (2.59)	1.5016** (2.28)				
<i>liv</i>			2.7671*** (3.54)	2.1882** (2.50)		
<i>index</i>					0.0098** (2.29)	
<i>eff</i>						-0.3016*** (-4.03)
控制变量	是	是	是	是	是	是
城市固定效应	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
观测值	3 710	3 698	3 710	3 698	3 710	4 240
$R^2$	0.805	0.804	0.810	0.809	0.530	0.746

表 10 第(1)列和第(4)列为 FE 模型回归结果,第(2)列和第(5)列为 IV-FE 模型回归结果。两者的回归结果均显示,智慧产业政策指数对泰尔指数的回归估计系数显著为负,对数据要素集聚指数回归的估计系数显著为正。这表明智慧产业政策有利于促进产业结构合理化和数据要素集聚。表 10 第(3)列的估计结果显著为正,表明产业结构越合理,二氧化碳排放水平越低。第(6)列的估计结果显著为负,表明数据要素集聚有利于促进碳减排。因此,智慧产业政策能够驱动产业结构合理化和数据要素集聚进而降低碳排放。

同样,表 11 第(1)列和第(3)列为 FE 模型回归结果,第(2)列和第(4)列为 IV-FE 模型

回归结果。两者的回归结果显示,智慧政务政策和智慧民生政策指数的估计系数均显著为正,这意味着智慧政务政策、智慧民生政策均有利于驱动城市绿色技术创新水平。第(5)列估计系数为正,表明绿色技术创新能够提升能源效率。第(6)列系数在1%水平下显著为负,即能源效率的提升有利于降低碳排放。由此可知,智慧政务政策与智慧民生政策可以驱动绿色技术创新来提高能源效率进而减少碳排放。

## 六、拓展性分析

本部分将运用时间序列预测模型和机器学习算法对94个智慧城市试点的政策实施效果进行反事实预测评估。其中,时间序列预测模型主要为Prophet模型,机器学习算法则为梯度提升回归树。

### (一) 特征选择

本文运用随机森林算法进行多变量特征选择以获得最优方程。具体而言,选取人均地区生产总值、人均铺装道路面积、固定资产投资总额、外商实际投资、每万人拥有公共汽电车数量、年末总人口、建成区绿化覆盖面积、科研综合技术服务业从业人员数、第三产业产值占GDP比重等9个与碳排放密切相关的指标作为初始数据集。在对9个变量进行标准化处理之后进行降维,以获得最优预测模型。由于建成区绿化覆盖面积、科研综合技术服务业从业人员数在回归模型中的显著性不高,故将其剔除并得到了最优预测模型。

### (二) 机器学习预测模型

梯度提升回归树(Gradient Boosting Regression Tree)是一种迭代的回归树算法。该算法的关键是利用损失函数的负梯度产生回归问题提升树算法中残差的近似值,并拟合一棵回归树。具体方法如下:

初始化 $f_0(x)$ 用来估计使损失函数最小化的常数值。

$$f_0(x) = \operatorname{argmin}_c \sum_{i=1}^N L(y_i, c) \quad (2)$$

其次,对 $m=1, 2, \dots, M$ , 设 $i=1, 2, \dots, N$ , 运用平方损失函数,计算其负梯度在当前模型的值,并将它作为残差估计。

$$r_{mi} = - \left[ \frac{\partial L(y_i, f(x_i))}{\partial f(x_i)} \right]_{f(x)=f_{m-1}(x)} \quad (3)$$

根据 $r_{mi}$ 学习一棵回归树,获取第 $m$ 棵树的叶结点区域 $R_{mj}$ ,  $j=1, 2, \dots, J$ ,以拟合残差的近似值,对每个 $j$ 计算可得:

$$c_{mj} = \operatorname{argmin}_c \sum_{x_i \in R_{mj}} L(y_i, f_{m-1}(x_i) + c) \quad (4)$$

此处,利用线性搜索估计叶结点区域的值,使损失函数最小化。为有效地避免过度拟合问题,引入一个参数 $Shrinkage$ 。假设用 $\lambda$ 来表示 $Shrinkage$ 参数,则对应的回归树更新公式为:

$$f_m(x) = f_{m-1}(x) + \lambda \cdot \sum_{x_i \in R_{mj}} c_{mj} \quad (5)$$

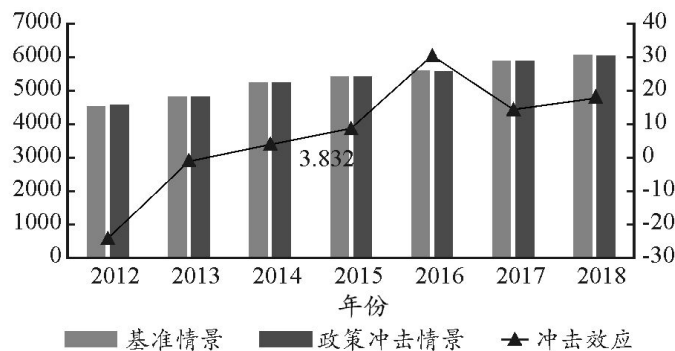
最后,得到最终的回归树模型:

$$\hat{f}(x) = f_M(x) = \sum_{m=1}^M \sum_{x_i \in R_{mj}} c_{mj} \quad (6)$$

### (三) 智慧城市试点政策冲击对碳排放的影响分析

在基准情景(假设未实施智慧城市试点政策)下,保留政策实施前年份的特征变量取值,并据此使用 Prophet 模型对政策实施后年份的特征变量进行预测,将预测出的特征变量运用梯度提升回归树算法进行拟合从而得到各城市碳排放趋势值。基于上述预测,分别得出基准情景及政策冲击情景下各试点城市二氧化碳排放量,二者相减便可量化智慧城市试点政策对碳排放所产生的冲击效应。

智慧城市试点政策推行后,各城市均统筹编制了智慧城市项目建设实施方案,如温州市重点突出智慧环保、智慧制造、智慧交通等项目,从引导组织企业开展节能技术改造入手,综合运用政策引导和资金补贴等措施,激发企业参与“双碳”和“双控”的积极性,充分释放能耗空间潜力。因此,本文以 2012 年设立的第一批试点城市中的温州市为例,其可视化计算结果如图 3 所示。可以发现,政策实施初始两年的碳减排效果并不显著,而政策实施两年后,即 2014—2018 年,智慧城市试点政策对碳排放的总体影响呈现出抑制作用。<sup>①</sup>可能的原因在于信息基础设施的整体功能发挥具有一定的时滞性,随着信息基础设施的愈加完善以及信息技术的提升,其减碳作用愈加明显。以 2014 年为例,相对于基准情景,智慧城市试点政策冲击使得碳排放量减少了 3.832 万吨。



注:左侧坐标轴用来衡量基准情景和政策冲击情景的取值,右侧坐标轴用来衡量冲击效应的取值,单位为万吨。

图 3 温州市不同情景下碳排放预测及 2012 年政策冲击

与此同时,对三批次的各个试点城市分别进行预测,结果如表 12 所示。其中,持续性有效指的是政策冲击之后某年起开始生效且减排效果持续到 2018 年;阶段性有效指的是政策冲击之后某个阶段产生碳减排效果,随后碳减排效果逐渐减弱。从时间维度来看,随着第一批到第三批试点城市确立,持续性有效的城市占比从第一批的 28.1% 逐步上升至第三批的 36%,而阶段性有效的城市占比从第一批的 40.6% 逐渐下降至 16%,即持续性有效的城市越来越多,阶段性有效的城市越来越少。可能的原因是,第一批试点城市处于起步试验阶段,各项规划和专项措施仍未完全成熟,所以碳减排效果一般。第二批次、第三批次的试点城市吸取了前批次试点城市的经验,提供了更多绿色、清洁的专项技术和服 务,从而更大程度上有利于碳减排,使碳减排的效果更具持续性。从空间维度来看,第一批试点城市中持续性有效城市占比为 28.1%,远低于阶段性有效城市占比,而第二批和第三批试点城市中持续性有效城市占比远高于阶段性有效城市占比。总体而言,相比第二批、第三批试点城市,第一批

<sup>①</sup>2012 年、2013 年的冲击效应数值分别为 -24.203、-1.177,均小于 0,即碳减排效果不显著;2014 年的冲击效应数值为 3.832,且从 2014 年起,冲击效应数值均大于 0,即碳减排效果显著。

共32个试点城市中包含太原、石家庄、邯郸、廊坊等15个重污染城市。在第一批试点城市中重污染城市所占比重较大,且自身碳排放量的绝对水平也相对较高。因此,智慧城市试点政策实施之后,第一批试点城市的碳排放量在较短时期内会有着较大的绝对量下降,阶段性碳减排效应显著。然而,由于第一批试点是“试点中的试点”,在后续推进的进程中,因缺乏经验未及时与环境治理措施同步发挥协同效应,从而导致持续性碳减排效应相对较弱。

表 12 政策有效性城市占比

批次	持续性有效	阶段性有效
第一批	28.10%	40.60%
第二批	32.40%	16.20%
第三批	36.00%	16.00%

## 七、结论与启示

以智慧城市推进碳减排是按期实现“双碳”战略目标,促进生态文明建设迈向更高台阶的重要抓手。本文首先阐明了智慧城市试点政策影响碳排放的内在机理;其次,以2012年以来先后三批次实施的智慧城市试点政策为准自然实验,采用双重差分模型(DID)识别了其对中国城市碳减排的政策净效应;并运用政策文件检索、simhash去重、jieba分词和词频统计等文本量化分析法对智慧城市试点政策进行深度解析,将智慧城市试点政策具体划分为智慧政务、智慧产业、智慧民生三大维度,构建不同维度的政策类型指标进行影响渠道检验。研究结果显示:智慧城市建设有利于降低二氧化碳排放量,这一结论分别在安慰剂检验、替换被解释变量之后依旧稳健。智慧城市试点对京津冀城市群、胡焕庸线以东城市、非资源型城市、非老工业基地城市以及东部地区城市的碳减排效应更为显著。机制检验表明,智慧产业政策通过驱动数据要素集聚及产业结构优化降低碳排放;智慧政务和智慧民生政策则通过绿色技术创新提升能源效率来促进碳减排。基于机器学习算法的反事实预测结果表明,智慧城市试点政策冲击能显著促进碳减排,且批次越往后,持续性减排效果越好。

本文研究结论对进一步推动智慧城市试点建设,降低二氧化碳排放量具有以下启示:

第一,多维度完善试点政策体系,为促进城市碳减排持续赋能。一是创新政府“放管服”模式将数字信息技术广泛运用于政府环境监管的各环节,强化智慧环境治理,建立以信用为基础的智慧政务体系,强化对环境治理失信企业的惩治力度。二是推动数字经济与实体经济深度融合,促进数字产业化信息增值,从管理集成上促进产业数字化融合,发挥“数据”作为生产要素的倍增效应,形成智慧产业集群,促进碳减排。三是构建智慧民生体系,运用数字信息技术搭建在线公共服务平台和在线监测平台,提高政府信息与公共服务的透明度和问责性,缓解社会各群体间的信息不对称,更好满足居民环境诉求。

第二,有序扩大试点范围,因地制宜精准施策。本文的研究结论表明,智慧城市试点政策对碳排放的影响具有异质性。针对京津冀城市群:一是加强绿色升级改造传统工业,如区域内邯郸、唐山等部分重工业城市应采用淘汰落后产能的方式,加快地区传统高污染企业的改革转型。二是加大环境规制力度,构建更加完善的环境规制制度,对如纺织业、化学原料制品业等高碳排放行业实施重点监控。针对非资源型城市、非老工业基地城市、胡焕庸线以东城市和东部地区城市:一是不断加强数字信息基础设施建设,释放新型基础设施建设的创新红利,为智慧城市建设持续赋能。二是地方政府应紧密结合政策导向,在节能减排、交通



等领域重点突破,尤其要渗透进智慧工业、智慧农业、智慧能源等领域,全面驱动各个领域的绿色技术创新。

第三,依托智慧城市试点政策优势,不断推进产业结构优化,加强绿色低碳重大科技攻关和推广应用。一是推动产业结构优化升级,促进产业绿色发展,加快钢铁冶炼、石油开采等工业领域的低碳技术革新,对高耗能高排放项目严格落实产能等量或减量置换,促使商贸流通、信息服务等领域的绿色化转型。二是力推绿色低碳产业,加快环保材料、新能源、生物技术等战略性新兴产业的建设,推动智能网联汽车、风电、氢能等绿色低碳产业与新兴技术的深度融合,构建绿色制造产业集群并发挥其产业带动作用。三是根据产业发展实际需求加快高水平大学及一流学科建设,强化基础研究及低碳清洁技术研发,并建设一批环境技术交流与转移中心。

### 参考文献:

1. 钞小静、薛志欣、孙艺鸣,2020:《新型数字基础设施如何影响对外贸易升级——来自中国地级及以上城市的经验证据》,《经济科学》第3期。
2. 洪银兴,2017:《科技创新阶段及其创新价值链分析》,《经济学家》第4期。
3. 黄海燕、刘叶、彭刚,2021:《工业智能化对碳排放的影响——基于我国细分行业的实证》,《统计与决策》第17期。
4. 金浩、李瑞晶、李媛媛,2017:《科技金融投入、高新技术产业发展与产业结构优化——基于省际面板数据PVAR模型的实证研究》,《工业技术经济》第7期。
5. 李平星、曹有挥,2013:《产业转移背景下区域工业碳排放时空格局演变——以泛长三角为例》,《地球科学进展》第8期。
6. 李治国、王杰,2021a:《中国碳排放权交易的空间减排效应:准自然实验与政策溢出》,《中国人口·资源与环境》第1期。
7. 李治国、王杰,2021b:《数字经济发展、数据要素配置与制造业生产率提升》,《经济学家》第10期。
8. 刘贤赵、杨旭、张国桥、王天浩,2021:《碳排放空间依赖视角下环境分权的碳排放效应》,《地理科学》第9期。
9. 屈小娥、骆海燕,2021:《中国对外直接投资对碳排放的影响及传导机制——基于多重中介模型的实证》,《中国人口·资源与环境》第7期。
10. 史丹、李少林,2020:《排污权交易制度与能源利用效率——对地级及以上城市的测度与实证》,《中国工业经济》第9期。
11. 石大千、丁海、卫平、刘建江,2018:《智慧城市建设能否降低环境污染》,《中国工业经济》第6期。
12. 石大千、李格、刘建江,2020:《信息化冲击、交易成本与企业TFP——基于国家智慧城市建设自然实验》,《财贸经济》第3期。
13. 宋德勇、李超、李项佑,2021:《新型基础设施建设是否促进了绿色技术创新的“量质齐升”——来自国家智慧城市试点的证据》,《中国人口·资源与环境》第11期。
14. 王少剑、田莎莎、蔡清楠、伍慧清、吴璨熹,2021:《产业转移背景下广东省工业碳排放的驱动因素及碳转移分析》,《地理研究》第9期。
15. 王向进、杨来科、钱志权,2017:《出口结构转型、技术复杂度升级与中国制造业碳排放——从嵌入全球价值链的视角》,《产经评论》第3期。
16. 王凯,2021:《数字经济、资源配置与产业结构优化升级》,《金融与经济》第4期。
17. 吴茵茵、齐杰、鲜琴、陈建东,2021:《中国碳市场的碳减排效应研究——基于市场机制与行政干预的协同作用视角》,《中国工业经济》第8期。
18. 余金艳、张英男、刘卫东、王垚、姜懿轩、张亚辉,2022:《电商快递包装箱的碳足迹空间分解和隐含碳转移研究》,《地理研究》第1期。
19. 张兵兵、周君婷、闫志俊,2021:《低碳城市试点政策与全要素能源效率提升——来自三批次试点政策实施的准自然实验》,《经济评论》第5期。

- 20.张龙鹏、钟易霖、汤志伟,2020:《智慧城市建设对城市创新能力的影晌研究——基于中国智慧城市试点的准自然试验》,《软科学》第1期。
- 21.赵建军、贾鑫品,2019:《智慧城市建设能否推动城市产业结构转型升级?——基于中国285个地级市的“准自然实验”》,《产经评论》第5期。
- 22.Du, M., X. Zhang, L. Xia, L.Cao, Z. Zhang, L.Zhang, and B. Cai. 2021. “The China Carbon Watch (CCW) System: A Rapid Accounting of Household Carbon Emissions in China at the Provincial Level.” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 111825.
- 23.Glaeser, E. L., and M.Lu. 2018. “Human-capital Externalities in China.” NBER Working Paper 24925.
- 24.Li, H. S., Y. C. Geng, R. Shinwari, W. Yangjie, and H. Rjoub. 2021. “Does Renewable Energy Electricity and Economic Complexity Index Help to Achieve Carbon Neutrality Target of Top Exporting Countries?” *Journal of Environmental Management* 299, 113386.
- 25.Liu, Z. 2014. “Human Capital Externalities in Cities: Evidence from Chinese Manufacturing Firms.” *Journal of Economic Geography* 14(3): 621-649.
- 26.Nicolas, C., J. Kim, and S. Chi. 2021. “Natural Language Processing-based Characterization of Top-down Communication in Smart Cities for Enhancing Citizen Alignment.” *Sustainable Cities and Society* 66, 102674.
- 27.Wang, C., and J. Li. 2020. “The Evaluation and Promotion Path of Green Innovation Performance in Chinese Pollution-intensive Industry.” *Sustainability* 12(10), 4198.
- 28.Xie, Z., R. Wu, and S. Wang. 2021. “How Technological Progress Affects the Carbon Emission Efficiency? Evidence from National Panel Quantile Regression.” *Journal of Cleaner Production* 307, 127133.
- 29.Zhu, K., X. Guo, and Z.Zhang. 2022. “Reevaluation of the Carbon Emissions Embodied in Global Value Chains Based on an Inter-country Input-output Model with Multinational Enterprises.” *Applied Energy* 307, 118220.

## Is the City Low Carbon Because of “Smart”? Exploration from the Pilot Policy of Smart City

Zhang Bingbing, Chen Siqi and Cao Lijuan

(School of Economics and Management, Nanjing Agricultural University)

**Abstract:** This paper reveals the internal mechanism of smart city construction to promote carbon emission reduction. Based on the quasi-natural experiments carried out in three batches of pilot construction of smart cities since 2012, the difference-in-difference model (DID) is used to identify its impact on urban carbon emissions. The research results show that the pilot construction of smart cities is conducive to reducing carbon emissions, which is still robust under multiple scenarios such as placebo test and endogenous test. Heterogeneity analysis shows that the pilot policies have a more significant carbon emission reduction effect on the Beijing-Tianjin-Hebei urban agglomeration, non-resource-based cities, and non-old industrial bases. After further quantitative analysis of 917 pilot policy texts based on simhash algorithm, jieba word segmentation and word frequency statistics, it is found that smart industry policies reduce carbon emissions by driving data elements agglomeration and optimizing industrial structure, while smart government and smart people's livelihood policies improve energy efficiency and reduce carbon emissions through green technological innovation. Counterfactual tests using machine learning algorithms show that the later the pilot batch, the better the sustainable carbon emission reduction effect of smart city pilot policies.

**Keywords:** Smart City, Carbon Emissions, Industrial Structure, Text Quantization

**JEL Classification:** E61, R58

(责任编辑:惠利、陈永清)