数字基础设施密度如何影响碳排放？

——基于算力扩张视角的空间溢出效应研究

王明侠，于正东

（吉首大学商学院，吉首 416000）

摘要：基于2011—2019年中国地级市面板数据，运用空间杜宾模型考察数字基础设施密度对碳排放的影响。研究发现，城市碳排放呈显著空间集聚，高值集中于京津冀、长三角和粤港澳大湾区；数字基础设施密度提升带来隐性能耗，总体上加剧本地碳排放；邻近地区的数字密度也产生正向溢出效应。中部地区因物流与交通数字化协同较强，呈现抑制作用。结果揭示了数字化进程中效率红利与环境成本并存的现实，为区域差异化低碳政策与算力布局优化提供依据。

关键词：数字基础设施密度；碳排放；算力扩张；空间溢出

中图分类号：F49；F205 **文献标志码：**A **文章编号：**1671－1807(2026)10－0237－12

在“双碳”目标背景下，数字化进程对碳排放的影响引发了越来越多讨论。过去十多年，互联网快速普及，居民生活越来越依赖线上服务，点外卖、网购、智慧医疗、视频会议等行为减少了出行需求，理论上有助于降低碳排放量。然而，这些便捷服务的背后是大量数据中心和服务器的持续运转。这些“看不见的机器”耗电量巨大，冷却系统也需额外能源，在当前电力结构仍以煤电为主的现实下，反而可能推高碳排放量。这就带来一个矛盾：一方面，数字技术被寄予厚望，被视为推动绿色转型的重要工具[1-2]；另一方面，其基础设施的扩张又可能成为新的排放源[3-4]。那么，数字化整体上是助力减排，还是隐性增排？这一问题尚未有明确答案。

值得注意的是，无论是数字活动还是碳排放，都具有明显的空间关联特征[2,5]。一个城市的数字应用水平不仅影响本地生产和生活方式，还可能通过数据流动、产业协作甚至算力资源共享，对周边地区产生溢出效应。例如，东部城市密集的在线服务需求，可能驱动西部数据中心建设，从而将碳排放压力转移至其他地区。然而，现有研究大多忽略这种空间互动，仅从本地视角分析互联网或数字经济的影响，结论可能存在偏差。

本文尝试从“数字基础设施密度”出发重新审视这一问题。“数字基础设施密度”反映一个地区数字活动的集中程度，既包括用户规模，也隐含对后台算力资源的依赖[6-7]。本文特别关注数字活动背后的算力扩张机制，即数字基础设施密度提升如何通过拉动数据中心等高能耗设施的建设与运行，进而影响碳排放。在此基础上，本文引入空间计量模型，考察数字基础设施密度对本地及邻近城市碳排放的综合影响，并进一步识别不同区域的影响差异。回答这些问题，有助于更全面地评估数字化的环境成本，避免片面强调其效率红利。同时，研究结果也可为优化算力布局、协调区域低碳政策提供参考，推动数字发展与碳减排真正协同而非冲突。

1 文献综述

本文聚焦于数字基础设施密度对碳排放的影响。需要说明的是，尽管现有研究常以“数字技术”或“数字经济”为分析对象，但其实际测度多依赖于互联网基础设施的普及程度，如宽带用户数、移动网络覆盖率等[1-2,8]。这些指标本质上反映的是一个地区数字活动的集中水平，即“数字基础设施密度”，既包含用户侧的接入广度，也隐含对后台计算与存储资源的需求强度。

之所以强调“数字基础设施密度”而非笼统的“数字经济”，是因为我们关注的具体机制高度依赖于网络连接与实时数据交互，如远程办公减少通勤、电商平台优化配送路径、公众通过在线平台获

收稿日期：2025-11-28

作者简介：王明侠(2000—)，女，江苏徐州人，硕士研究生，研究方向为区域经济；通信作者于正东(1968—)，男，湖南新宁人，博士，副教授，硕士研究生导师，研究方向为区域经济。

取环保信息等。这些行为的实现，离不开高密度的数字服务支撑，而其背后则是不断扩张的算力基础设施。因此，采用互联网宽带接入用户数作为代理变量，既能与主流文献保持一致，也能较好地捕捉数字活动的空间集聚特征及其对算力资源的潜在拉动作用[3,9-10]。

需要说明的是，本文研究视角与主流关于数字经济与碳排放的讨论有所不同。以往研究多强调数字技术通过提升效率、优化产业结构等途径带来的整体减排效应[11-13]。然而，近年来一个日益受到关注的方向开始将焦点转向数字基础设施本身，尤其是支撑其运行的算力系统所产生的直接和间接环境代价。例如，Masanet 等[14]指出，全球数据中心服务需求的快速上升正显著推高能源消耗；Peng 等[7]进一步分析认为，随着数字化不断深化，对计算能力和电力的需求持续扩张，可能触发能源反弹效应，反而加剧碳排放；Wang 等[15]发现，信息通信技术产品的广泛使用已导致电力消费大幅增长，并由此带来可观的碳排放增量；Che 等[3]的实证检验表明，数字基础设施的扩展通过促进资本集聚和增加化石能源消费，显著抬高了人均碳排放水平和碳强度。这些研究共同揭示了一条传导路径：数字基础设施密度上升→算力需求扩张→能源消耗与碳排放增加。尽管 Liu 等[13]指出数字技术可能通过溢出效应带动周边地区减排，但其分析并未深入考查算力扩张本身所隐含的碳成本。本文正是立足于这一新兴文献脉络，将算力扩张明确作为核心机制，旨在揭示数字基础设施密度如何通过拉动算力增长，对碳排放形成实际压力，从而与侧重绿色红利的研究形成互补与对话。

近年来，关于数字化对碳排放的影响，学界观点存在明显分歧[11-12,16]。一部分研究认为，数字技术通过提升资源配置效率、推广绿色生产方式、替代高碳活动等方式，有助于降低碳排放[1-2,8-9,17]。例如，在线会议减少了商务出行，智能物流降低了空驶率，这些都可能带来净减排效应。但另一部分研究指出，数字红利的背后是庞大的能源消耗[3-4,7,14-15]。本文聚焦的“算力扩张”正是该负面影响的关键中介渠道。具体而言，数字基础设施密度的提升，意味着更频繁的数据传输、处理与存储需求，直接拉动对数据中心、服务器集群和网络设备等算力基础设施的投资与运行。这些设施是高载能单元，其制冷系统也消耗大量电力。尤其在中国，超过70%的电力仍来自煤炭，据测算，2020年中国数据中心的二氧化碳排放量已达9 900万 t，相当于2 100万辆燃油车一年的排放总量[18]。除此以外，单个大型数据中心的年碳排放甚至可超过百万户家庭[16]。然而，目前多数实证研究在衡量数字化影响时，往往忽略了这一由算力扩张带来的“隐性能耗”，导致对环境效应的评估可能存在偏差。

进一步结合地级市实际情况来看，算力扩张影响碳排放的机制可归纳为三条主要路径：①直接用电路径。在东部沿海城市群（如长三角、粤港澳大湾区），数字经济活动高度密集，带动大规模数据中心集群建设。这些设施需 24 h 持续运行，形成高负荷、稳定的电力需求，在当前煤电为主的电源结构下，直接推高本地碳排放。②电力系统依赖路径。为保障算力设施供电可靠性，地方政府往往同步扩建变电站、配置柴油备用电源等，这不仅增加配套能耗，还可能强化对区域电网中化石能源的依赖，间接放大碳排放。③区域转移与承载路径。在“东数西算”战略推动下，部分算力需求向中西部转移。尽管当地可再生能源资源丰富，但算力枢纽建设本身属于高耗能工业过程；若为确保供电稳定性而新增火电装机，则可能抵消绿电优势，导致碳排放隐性增加。综上，“数字基础设施密度→算力扩张→碳排放”的传导机制，既包含本地运行的直接排放，也涉及电力配套、区域布局等间接影响，具有明显的空间异质性与系统复杂性。

更关键的是，现有文献普遍缺乏对空间机制的深入检验，而这可能是造成结论分歧的重要原因[1,19-20]。一方面，随着区域协调发展战略的推进，城市间在技术、资本和信息上的联系日益紧密。一个地区数字基础设施密度的提升，不仅影响本地碳排放，还可能通过绿色技术扩散、环保意识传播或制度学习等渠道，对周边城市产生正向溢出。另一方面，也可能因算力资源集中、高耗能设施外迁或产业转移，引发碳排放的“虹吸效应”或“污染避难所”现象。遗憾的是，尽管少数研究开始关注空间维度[4,8,15]，但大多基于国家或省级宏观数据，难以准确刻画数字活动与环境外部性的微观空间关联。

事实上，城市才是数字经济实践与碳排放治理的基本单元。地级市层面的数据不仅能更精准地反映数字基础设施密度的空间差异，也便于识别算力需求与排放响应的局部特征。中国兼具“数字技术快速普及”“区域发展不平衡”和“强政府环境规制”三大特点，为研究数字基础设施密度的环境外

部性及其空间溢出提供了理想样本。此外,当前关于数字化碳效应的研究多集中于发达国家,而对新兴经济体的关注明显不足。作为全球最大的发展中国家,中国的经验对于理解数字转型与碳减排在制度约束、能源结构和发展阶段不同的背景下的互动关系,具有重要的参考价值。

2 研究方法与数据来源

2.1 空间相关性检验

为了检验城市碳排放是否具有空间溢出,分别对地级市的碳排放进行全局和局部空间自相关检验。全局空间自相关主要衡量全国城市的碳排放是否有整体集聚的趋势,反映了全国碳排放的整体空间关联程度。局部空间自相关则进一步识别特定城市与其邻近城市之间的碳排放相似性或差异性,揭示空间异质性的分布格局。若检验结果显示碳排放具有显著的空间集聚效应,则应该建立空间计量模型。

2.1.1 空间权重矩阵

由于互联网基础设施(如 4G、5G 基站)的信号覆盖范围有限,它的布局高度依赖物理距离,距离越远,通信成本越高,建设难度也越大。因此,地理位置邻近的城市之间,在数字基础设施的连通性与使用强度上更可能存在紧密联系。虽然公路距离或直线距离也可作为替代方案,但前者易受交通网络规划等人为因素干扰,后者则难以反映实际的空间交互强度。为提高客观性,依据各地级市行政中心的经纬度坐标构建空间权重矩阵。距离越近,权重越大,隐含假设是邻近地区间的经济社会活动(包括数字技术扩散)更频繁,碳排放行为也可能相互影响,具体设定如下。

$$w_{ij}=\begin{cases}\dfrac{1}{d_{ij}^2}, & i\neq j\\ 0, & i=j\end{cases} \tag{1}$$

式中:d_{ij} 为由城市 i 与城市 j 的经纬度求得的球面距离。

2.1.2 全局空间自相关

在考查全国城市碳排放是否存在整体空间依赖关系时,引入全局 Moran's I 指数作为测度工具。该指标的核心思想是,如果一个城市的碳排放水平与其邻近地区存在系统性关联,那么它会在统计上表现出来,其计算公式为

$$I=\frac{\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n}w_{ij}(x_i-\bar{x})(x_j-\bar{x})}{s^2\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n}w_{ij}} \tag{2}$$

$$s^2=\frac{\sum_{i=1}^{n}(x_i-\bar{x})^2}{n} \tag{3}$$

式中:s^2 为所研究城市碳排放量的样本方差;w_{ij} 为构建的空间权重矩阵元素;x_i、x_j 分别为城市 i 和城市 j 的碳排放量;n 为地级市城市个数;为所研究城市碳排放量的平均值。Moran's I 取值范围为[−1,1],当该值显著大于 0 时,表明高排放城市倾向于聚集在一起,低排放城市也集中分布,存在空间正相关;接近 0 则说明碳排放在空间上无明显集聚特征,分布较为随机;若小于 0,则可能反映高值与低值区域交错出现的现象,即空间负相关。Moran's I 的值有助于判断是否需要引入空间计量模型来研究城市间碳排放的相互作用。

利用 Stata 软件对 2011—2019 年地级市数据进行计算,基于经纬度的球面距离构建空间权重矩阵,反映地理邻近性带来的潜在影响,具体结果如表 1 所示。

表 1 2011—2019 年中国城市碳排放全局 Moran's *I*

年份	I	$E(I)$	Sd(I)	Z	P
2011	0.028 4***	−0.003 6	0.004 9	6.537 5	0.000 0
2012	0.031 0***	−0.003 6	0.004 9	7.021 5	0.000 0
2013	0.033 1***	−0.003 6	0.004 9	7.422 8	0.000 0
2014	0.034 7***	−0.003 6	0.005 0	7.690 3	0.000 0
2015	0.035 5***	−0.003 6	0.005 0	7.892 5	0.000 0
2016	0.033 3***	−0.003 6	0.004 9	7.496 0	0.000 0
2017	0.032 6***	−0.003 6	0.005 0	7.274 1	0.000 0
2018	0.027 4***	−0.003 6	0.005 0	6.199 2	0.000 0
2019	0.014 3***	−0.003 6	0.004 7	3.788 4	0.000 2

注:*、**、***分别表示 10%、5%、1%的显著性水平。

根据计算结果,2011—2019 年全国城市碳排放的全局 Moran's I 指数始终为正,且 P 均小于 0.05,说明其空间分布并非随机,而是存在显著的正向相关关系。这表明高排放城市倾向于聚集在一起,低排放城市也呈现局部集中趋势,即典型的"高-高"或"低-低"空间集聚模式。尽管整体上具有空间依赖性,但从数值上看,Moran's I 的最大值未超过 0.04,远低于 0.415 这一通常认为"强相关"的阈值。因此,尽管存在集聚现象,但这种空间关联仍处于较弱水平,尚未形成大规模连片的碳排放热点区域。

图 1 展示了该指数的时间演变路径。可以看到,2011—2015 年 Moran's I 呈波动上升态势,尤其在 2013 年达到阶段性高峰(0.033 1),随后在 2015 年达到最高点(0.035 5)。这一时期,东部沿海城市群如

长三角、珠三角的碳排放强度普遍升高，且相邻城市之间差距缩小，反映区域内产业协同与能源消费同步增长的趋势。然而，自2016年起，Moran's *I* 开始缓慢回落，到2019年降至0.014 3，较2011年下降近50%。结合全国城市2011—2019年的碳排放空间格局来看，2013年中东部地区为高排放区，而到了2019年，这些区域的碳排放量逐渐减少，部分省份甚至出现“高-低”交错的分布形态。这可能意味着随着国家推动区域碳减排政策（如碳交易试点、能耗双控等），原本高度集中的排放源逐步被分散调控，导致空间集聚程度减弱。

综合来看，虽然全国城市碳排放整体仍表现出一定的空间正相关，但其强度在过去10年中呈现先升后降的倒U形趋势。这一变化不仅反映了经济发展阶段的差异，也可能预示着政策干预正在逐步打破传统的空间集聚惯性。

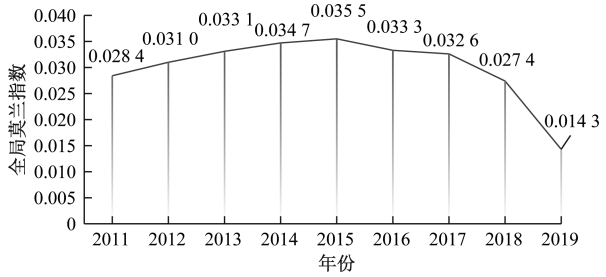


图1 2011—2019年全国城市碳排放全局Moran's *I* 变化

2.1.3 局部空间自相关

为更深入理解全国城市碳排放的空间局部特征，采用Moran散点图进行可视化分析。图2横轴（*z*）表示各城市的碳排放值偏离均值的程度，反映城市自身的碳排放量高低；纵轴（Wz）反映特定城市的碳排放水平与它的相邻城市群相比是更高还是更低。从而将每个城市映射到二维平面上，直观呈现其与周边地区的空间关联模式。

由图2可知，多数城市集中在第一象限（高-高）和第三象限（低-低），表明碳排放存在较强的局部正相关性。其中，2011年时，苏州、无锡、常州、南京、杭州、广州、深圳及东北三省省会等位于第一象限，这些地区工业基础雄厚、能源消耗密集，且彼此地理相邻，形成典型的“高-高”集聚区；兰州、西安、成都、重庆以及武汉、郑州等地则分布在第四象限，即自身碳排放较低但周围区域较高，属于“高低分散”型城市。这一现象可能反映西部城市虽自身排放不高，但处于高排放城市群边缘，受外部影响较大。随着时间推移，尽管整体格局趋于稳定，但部分城市的位置有所调整。例如，2019年北京、上海、深圳等仍稳居第一象限，显示持续的高排放集聚态势；而一些原本位于第四象限的城市（如部分中部城市）逐渐向原点靠近，说明其与周边的差异正在缩小。这或许与近年来区域协调发展政策推动下的产业转移、能源结构调整有关。

整体来看，中国已形成以长三角、珠三角、京津冀为核心，辐射周边的高碳排放集群。这些区域不仅经济发达、人口密集，而且产业链高度联动，导致碳排放行为相互强化。与此同时，西北、华北部分地区构成相对稳定的低碳区域，如承德、赤峰、鄂尔多斯等地，其经济发展水平偏低、工业化程度有限，碳排放基数较小。值得注意的是，尽管“高-高”和“低-低”类型占主导，但也存在少量“低-高”（第二象限）和“高-低”（第四象限）城市。例如，某些资源型城市虽自身排放高，但周边多为低排放区，表现为“高-低”格局。这类异常点值得进一步关注，可能揭示特定的产业结构或政策干预效应。

综上所述，Moran散点图不仅验证了全局空间相关性的存在，也揭示了不同城市在空间关系中的角色分化。这种局部结构的稳定性，可能源于长期形成的经济联系和政策协同机制，尤其是在国家倡导绿色低碳发展的背景下，区域间环保合作日益频繁，进一步增强了空间上的趋同性。

2.2 变量选取与数据来源

由于南阳2019年数据缺失，克拉玛依数据大量缺失，仅有2016—2019年数据，故样本包含了除绥化、南阳、钦州、河池、资阳、丽江、拉萨、石嘴山、克拉玛依外的全部276个城市。数据包含2011—2019年期间9年的数据。

2.2.1 被解释变量

将碳排放量（CI）作为被解释变量，定义为各城市单位实际GDP所产生的二氧化碳排放量（tCO_2/万元）。该指标能够有效剔除经济发展规模的影响，更准确地反映数字基础设施扩张对碳排放效率的净效应，同时也契合国家“双碳”目标中以碳强度为核心考核指标的政策导向。基于既有文献的研究思路，将城市碳排放分为直接能源消耗、电力消费和集中供热三部分[1-2,20-21]。直接排放采用《2006年IPCC国家温室气体清单指南》提供的转化因子计算各城市二氧化碳排放量，其中天然气、原煤和液化石油气的碳排放系数分别为2.162 2 kg CO_2/m^3、2.53 kg CO_2/m^3 与3.101 3 kg CO_2/m^3。

电力消耗产生的碳排放依据生态环境部发布

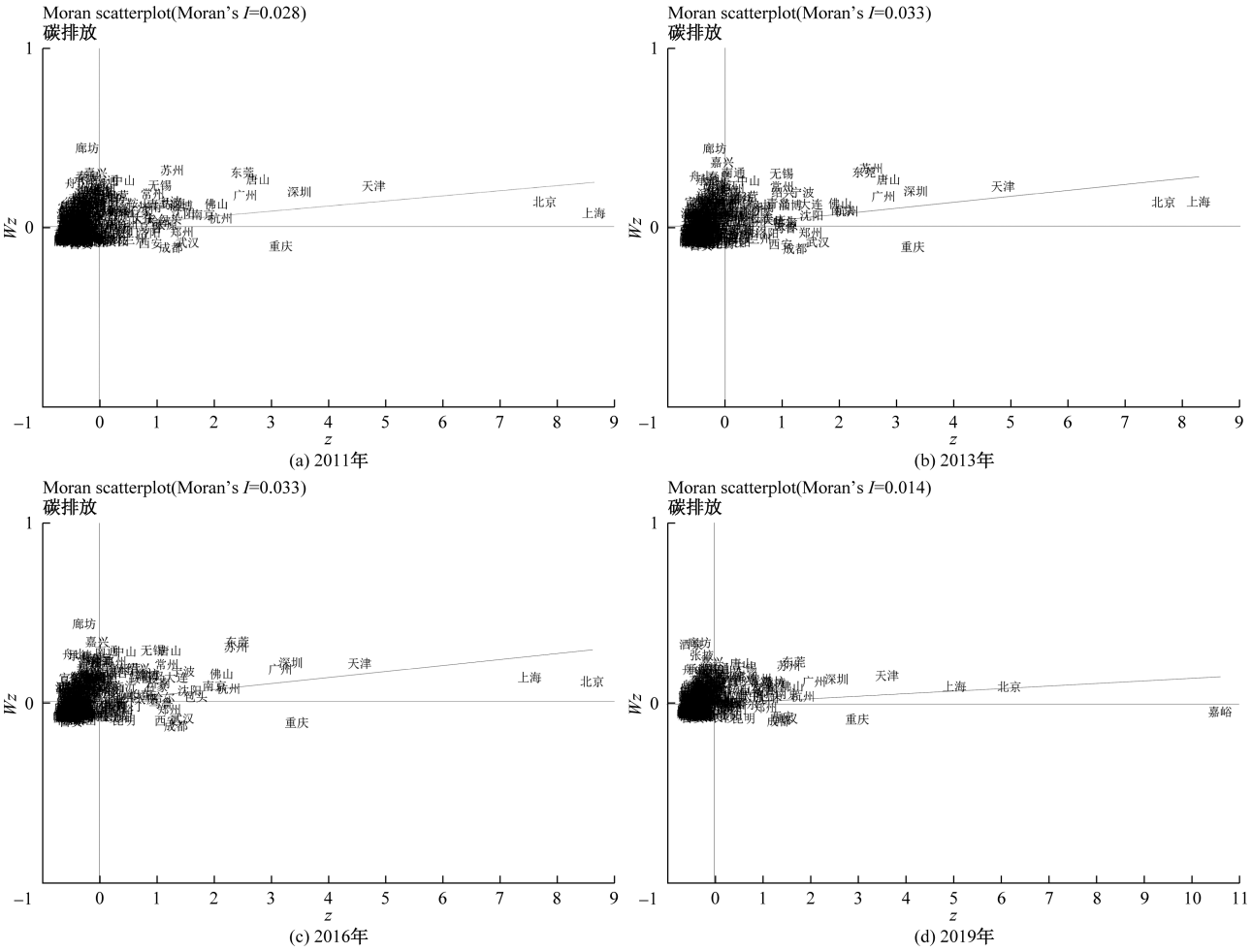


图 2　中国各城市碳排放量 Moran 散点图

的 2011—2019 年六大区域电网基准线排放因子进行估算,如表 2 所示。具体而言,各城市对应年份的用电量(包括工业用电与城乡居民生活用电)乘以其所属区域电网当年的基准线排放因子,得到该城市电力相关的碳排放量。

供热相关的碳排放基于《中国城市建设统计年鉴》提供的各城市集中供热量数据估算。考虑到全国集中供热主要由燃煤锅炉(包括独立锅炉房和热电厂)提供,且实际运行中以中小型燃煤锅炉为主,参考国家标准《燃煤工业锅炉节能监测》(GB/T 15317—2009)中规定的燃煤工业锅炉热效率范围(65%～78%),70% 的热效率处于该区间中位水平,与近年多项城市碳排放研究[1,21],因此采用 70%作为热效率基准值,用于反推原煤消耗量。具体而言,根据供热量、70%的热效率以及原煤平均低位发热量(20 908 kJ/kg)计算原煤消耗量,再折算为标准煤,并结合《IPCC 2006 国家温室气体清单指南》的原煤碳排放系数 2.53 $kgCO_2/kg$ 计算,最终得到集中供热产生的碳排放量。

表 2　各区域基准线排放因子 BM

年份	碳排放因子 BM/tCO_2/MWh					
	华北区域电网	东北区域电网	华东区域电网	华中区域电网	西北区域电网	南方区域电网
2011	0.642 6	0.598 7	0.662 2	0.419 1	0.585 1	0.315 7
2012	0.594 0	0.610 4	0.688 9	0.473 3	0.539 8	0.379 1
2013	0.577 7	0.611 7	0.712 5	0.499 0	0.511 5	0.376 9
2014	0.541 0	0.553 7	0.686 1	0.473 7	0.451 2	0.436 7
2015	0.478 0	0.431 5	0.594 5	0.350 0	0.316 2	0.364 8
2016	0.450 6	0.442 5	0.548 3	0.307 1	0.346 7	0.307 1
2017	0.457 8	0.331 0	0.492 3	0.311 2	0.323 2	0.247 6
2018	0.470 6	0.263 1	0.383 4	0.265 8	0.387 6	0.196 3
2019	0.481 9	0.239 9	0.387 0	0.285 4	0.440 7	0.213 5

最后将三者相加即为各城市的总碳排放量,具体计算公式

$$CO_2 = \sum E_{ij} m_j \tag{4}$$

$$CI = \frac{CO_2}{GDP} \tag{5}$$

式中:$i=1,2,\cdots,276$; $j=1,2,\cdots,5$;CO_2 为城市 i

的二氧化碳排放量；E_{ij} 为城市 i 第 j 种能源的消耗量；m_j 为第 j 种能源的基准线排放因子。

2.2.2　核心解释变量

采用“每百人互联网宽带接入用户数”作为衡量地区数字基础设施密度（penetration）的核心代理变量，用以反映居民层面数字活动的普及程度，其计算方式是互联网用户数除以常住人口数乘以100[22]。该指标在城市间具有较好的可比性，且数据连续、口径统一，便于开展横向分析。尽管部分研究尝试构建包含基础设施、产业规模与应用水平在内的多维数字发展指数，但考虑到本文关注的重点是数字活动规模对碳排放的直接影响，尤其是用户侧需求如何通过拉动后台算力资源而产生环境效应，因此选择这一单一指标，因其能更直接地捕捉区域对数字服务的使用强度，进而间接反映数据中心等高能耗设施的潜在压力。互联网用户数据主要来自《中国城市统计年鉴》历年资料，部分缺失值参考地方政府发布的统计公报进行补充与校准，以提高数据完整性。

2.2.3　控制变量

为了更准确地分析数字基础设施密度对碳排放的空间影响，模型中增加了一些重要的控制变量，包括人均 GDP（GDPper）、人口密度（density）、城市化水平（elect）、地方财政一般预算内收入（fiscal）、地区教育支出（edu）、数字经济指数（DE）。其中，elect 采用城市的全年用电量衡量；DE 由互联网发展与数字金融普惠两部分构成，后者采用北京大学数字金融研究中心发布的“中国数字普惠金融指数”[23-24]。基础数据来自《中国城市统计年鉴》《中国统计年鉴》等权威资料，缺失值经地方政府公报补全。

2.2.4　描述性统计

表 3 为主要变量的描述性统计结果，共包含 2011—2019 年的 276 个城市，根据碳排放量采用 Stata17.0绘制2011年、2013年、2016年、2019年的核密度如图 3 所示。可以发现 2011—2013 年，中国碳排放量大的城市出现减排明显，碳排放量骤减这一情况；2013—2016 年，中国城市碳排放量变化不大；2016 年—2019 年，中国碳排放量大的城市再次出现碳排放量骤减的现象，可见中国实行的碳减排政策是有明显效果的。

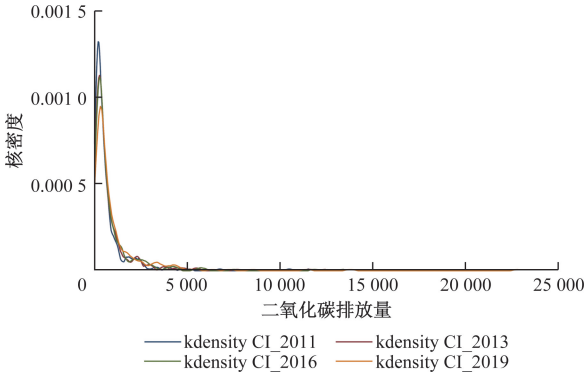


图 3　中国各城市碳排放量核密度

3　空间计量模型构建与分析

前述空间自相关检验已揭示明显的空间依赖特征，这意味忽略空间效应可能导致估计偏差，因此有必要引入空间计量模型来捕捉区域间的相互作用机制。为选择合适的模型形式，参考已有文献，依次对空间误差模型（SEM）、空间滞后模型（SLM）以及空间杜宾模型（SDM）进行检验[25]。具体采用拉格朗日乘数（LM）检验、稳健型 LM（Robust-LM）检验、Wald 检验与似然比（LR）检验，综合判断是否存在空间滞后项、空间误差项及其联合效应。

3.1　模型选择

3.1.1　空间关系识别：拉格朗日乘数检验（LM 检验）

在构建空间面板模型前，先判断变量之间是否存在空间依赖关系及其具体形式。为此，首先进行拉格朗日乘数检验（LM），通过比较 LM-lag 与 LM-error 的显著性来初步判断模型类型。结果显示，两

表 3　各变量描述性统计

变量类型	变量	变量指标	观测值	均值	标准差	最小值	最大值
被解释变量	CI	碳排放/t	2 484	903.33	1 510.43	11.60	22 861.19
解释变量	penetration	每百人国际互联网用户数	2 484	22.49	18.09	0.35	189.02
	GDPper	人均 GDP/元	2 484	52 388.45	33 619.00	6 457.00	467 700.00
	elect	全年用电量/万 kWh	2 484	1 927 000.00	2 154 000.00	65 733.00	1.59×10^7
	edu	教育支出/万元	2 484	705 700.00	904 800.00	20 048.00	1.14×10^7
	DE	数字经济指数	2 484	0.13	0.09	0.02	0.92
	density	人口密度/（人·km^{-2}）	2 484	442.37	343.17	5.00	2 648.00
	fiscal	地方财政一般预算内收入/万元	2 484	2 442 000.00	5 337 000.00	79 788.00	$7.17\times e^7$

个统计量均在1%的水平上显著(表4),说明数据存在明显空间效应,且不能简单归因于误差项的空间自相关或被解释变量的滞后影响。因此,仅凭初始LM检验无法确定最优模型,需进一步开展稳健性检验。

3.1.2 稳健性检验:Robust-LM检验

为排除可能存在的多重共线性或异方差干扰,引入稳健型拉格朗日乘数检验(Robust-LM)。表4结果表明,Robust-LM-Lag与Robust-LM-Error同样高度显著($P<0.01$),这提示空间依赖不仅存在于被解释变量本身,也体现在误差项中。结合LM与Robust-LM的结果,可以认为原模型存在较强的内生性和空间溢出特征,因此不能直接采用普通回归或单一的空间模型。接下来需借助Wald与似然比(LR)检验进一步判断是否应采用更复杂的结构模型。

表4 LM和Robust-LM检验结果

检验类型	统计量	P
LM-Error	182.905***	0.000
Robust-LM-Error	255.681***	0.000
LM-Lag	22.353***	0.000
Robust-LM-Lag	95.129***	0.000

注:*、**、***分别表示10%、5%、1%的显著性水平。

3.1.3 模型有效性验证:Wald与LR检验

Wald检验与LR检验用于评估空间杜宾模型(SDM)是否可简化为SLM或SEM。由表4可知,Wald-Lag和LR-Lag均在1%的水平上显著,意味空间滞后项不可忽略;同时Wald-Error与LR-Error同样显著,说明误差项中也存在空间相关性。

表5 Wald和LR检验结果

检验类型	统计量	P
Wald-Error	52.52***	0.000
Wald-lag	46.06***	0.000
LR-Error	53.79***	0.000
LR-Lag	53.46***	0.000

注:*、**、***分别表示10%、5%、1%的显著性水平。

因此,采用能同时捕捉空间滞后效应与空间误差效应的空间杜宾模型(SDM)来避免模型设定偏误,作为最终的模型,其一般形式为

$$\begin{aligned}CI_{it} = {} & \alpha+\rho WCI_{it}+\beta_1 penetration_{it}+\beta_2 GDPper_{it}+\\ & \beta_3 elect_{it}+\beta_4 edu_{it}+\beta_5 DE_{it}+\beta_6 density_{it}+\\ & \beta_7 fiscal_{it}+\lambda_1 W penetration_{it}+\lambda_2 W GDPper_{it}+\\ & \lambda_3 W elect_{it}+\lambda_4 W edu_{it}+\lambda_5 W DE_{it}+\\ & \lambda_6 W density_{it}+\lambda_7 W fiscal_{it}+\theta_{it}\end{aligned} \tag{6}$$

$$\theta \in (0,\sigma^2 I_n) \tag{7}$$

式中:CI_{it}为第i个城市在t年的碳排放强度;$penetration_{it}$为核心解释变量数字基础设施密度;α为常数项;W为基于地理距离构建的空间权重矩阵元素;β、λ分别为本地效应与空间溢出效应的系数;ε为空间误差项系数;θ_{it}为随机扰动项。假设服从独立同分布。

3.1.4 固定效应选择:Hausman检验

接下来需要决定个体效应的处理方式。Hausman检验结果显示,T统计量为127.16,P接近零(表6),拒绝了随机效应假设,表明个体间存在不可观测的异质性,且该异质性与解释变量相关。因此,采用固定效应模型更为合适。

表6 Hausman检验结果

检验类型	统计量	P
Hausman	127.16***	0.000

注:*、**、***分别表示10%、5%、1%的显著性水平。

固定效应可分为时间固定、个体固定及双向固定三种形式。分别进行三类回归分析(表7)。结果显示,尽管双向固定效应模型的拟合优度($R^2=0.333$)低于其他两种模型,但其在同时控制城市个体异质性与时间趋势后,核心解释变量如数字基础设施密度(penetration)、人均GDP(GDPper)及其空间滞后项($W\times$penetration、$W\times$GDPper)仍保持统计显著性,且符号方向一致。相比之下,仅控制时间效应的列(2)虽R^2较高(0.680),但数字基础设施密度的本地效应不再显著,且部分空间滞后项出现符号反转,可能反映未控制个体特征所导致的偏误。考虑到碳排放具有明显的区域路径依赖性和长期结构性差异,本文认为双向固定效应能更有效地缓解遗漏变量问题,因此后续采用双向固定效应来分析。

3.2 固定效应分解

空间杜宾模型的优势在于能够分离出解释变量的直接效应与间接效应(即空间溢出效应)。然而,由于模型中包含空间滞后项,原始回归系数并不直观反映真实影响路径。因此,利用软件对估计结果进行分解,得到各变量的总效应、直接效应与间接效应(表8)。其中,直接效应衡量的是某城市自身变量变化对其本地碳排放的影响程度;间接效应反映周边地区同类变量变动对该地区碳排放的传导作用[2,26]。例如,若某一城市的教育投入增加,其不仅会直接影响本地区的能源效率(直接效应),

表7　三种固定效应的回归结果

变量	(1)		(2)		(3)	
	回归系数	Z	回归系数	Z	回归系数	Z
penetration	5.307***	3.76	2.815	1.69	5.378***	3.81
GDPper	0.003*	2.53	0.003***	4.85	0.003**	3.19
elect	0.000***	3.36	0.000***	14.46	0.000***	3.46
edu	0.000***	3.68	0.000***	8.54	0.000***	3.84
DE	−661.700	−1.64	1 829.500***	5.26	−666.600	−1.66
density	0.294	0.67	0.230***	3.64	0.319	0.73
fiscal	-1.04×10^{5}	−0.79	0.000***	8.28	-1.31×10^{5}	−0.99
W×penetration	54.460***	4.97	−18.010	−0.77	87.520***	4.40
W×GDPper	−0.014**	−2.79	−0.017**	−2.62	−0.026***	−3.50
W×elect	−0.001**	−2.94	0.001***	4.16	0.000	0.23
W×edu	−0.001*	−2.57	−0.002**	−3.18	−0.002	−1.30
W×DE	−3 864.200**	−2.72	1 998.000	0.51	4 234.000	0.82
W×density	4.532	1.20	−2.306***	−5.37	9.879	1.90
W×fiscal	0.000	1.13	-9.67×10^{5}	−0.81	$1.30\times e^{5}$	0.07
ρ	−0.045	−0.23	0.411**	3.01	−0.401	−1.74
R^2	0.511		0.680		0.333	

注：*、**、***分别表示10%、5%、1%的显著性水平。

表8　各解释变量的效应分解结果

变量	直接效应		间接效应		总效应	
	回归系数	Z	回归系数	Z	回归系数	Z
penetration	5.191***	3.68	60.850***	3.63	66.040***	3.94
GDPper	0.003***	3.68	−0.020***	−3.31	−0.017***	−2.88
elect	0.000***	3.28	4.38×10^{-5}	0.10	0.000	0.39
edu	0.000***	3.58	−0.001	−1.35	−0.001	−0.98
DE	−744.6	−1.60	3 574	0.85	2 829	0.67
density	0.291	0.70	6.782*	1.76	7.073*	1.83
fiscal	-1.37×10^{-5}	−0.98	2.31×10^{-5}	0.17	9.41×10^{-6}	0.07
观测值	2 484	2 484	2 484	2 484	2484	2 484
R^2	0.333		0.333		0.333	

注：*、**、***分别表示10%、5%、1%的显著性水平。

还可能通过技术扩散或政策模仿影响邻近城市(间接效应)，从而形成区域协同减排效应。

3.2　结果分析

本文基于双向固定效应空间杜宾模型(SDM)的效应分解结果(表8)，进一步探讨各变量对城市碳排放的影响机制。以下分别从直接效应、间接效应及总效应三个维度进行解读。

3.2.1　数字基础设施密度的影响

数字基础设施密度(penetration)对本地碳排放具有显著正向影响，其直接效应为5.191，在1%的水平上显著。这一结果表明，随着一个地区数字活动密集度的提升，对后台算力资源的需求同步增长，进而推动数据中心、通信网络等高能耗基础设施的扩张，最终加剧了本地能源消耗与碳排放强度。

更值得注意的是，其间接效应高达60.850，同样在1%的水平上高度显著。这说明邻近城市的数字基础设施密度提升，会通过区域间的要素流动与技术协同，对本地区产生明显的空间溢出。例如，当前长三角、京津冀等城市群正在推进跨区域算力中心共建，通过统一调度计算资源实现效率优化。然而，这种“抱团发展”在提升服务响应速度的同时，也强化了高密度数字活动对电力系统的整体压力，尤其当算力设施集中布局且依赖煤电时，反而可能放大区域碳排放总量。

综合来看，数字基础设施密度的总效应达到66.040，显著为正。这意味着，尽管数字技术带来了生活便利与经济效率，但其背后所依赖的算力扩张机制，正在成为推动碳排放增长的重要力量。这一发现提醒，在评估数字化的环境影响时，不能仅关注其前端应用的“绿色表象”，还需警惕后端基础设施隐含的“碳足迹”。

3.2.2　人均GDP的影响

经济发展水平(GDPper)对本地碳排放存在显著正向影响，直接效应为0.003($P<0.01$)，意味经

济越发达的城市,其碳排放强度越高,符合“先污染后治理”的阶段性特征。然而,其间接效应为-0.020,且在1%的水平下显著,说明本地经济扩张会抑制周边地区的碳排放增长,这一反直觉现象可能源于资源重新配置机制:当一个城市进入高质量发展阶段,其产业结构升级、能源效率提升,可能导致部分高耗能产业外迁或外包至周边地区,从而降低本地排放,同时使外部地区承担更多排放负担。尽管总效应为负值(-0.017),但在实际政策层面,应警惕“转移型减排”带来的区域不平衡问题。未来需加强区域间产业协作与生态补偿机制,避免出现“本地减碳、外地增排”的被动局面。

3.2.3 城镇化水平与教育支出的影响

城市化水平(elect)的直接效应为0.000($P<0.01$),尽管统计上显著,但其数值极小,接近零,表明在当前样本框架下,用电量所代表的城市化程度对碳排放的实际影响几乎可以忽略。这一结果可能源于“用电量”作为代理指标的局限性:它既反映工业生产,也包含居民生活,难以准确捕捉“城市化”的核心内涵。教育支出(edu)的直接效应同样为0.000($P<0.01$),总效应为-0.001,说明其对碳排放的影响微乎其微。虽然教育活动伴随科研设备运行会增加电力需求,但整体能耗占比极低,不足以在宏观层面改变碳排放格局。因此,这两个变量虽被纳入模型,但其解释力有限,更多起到控制作用而非政策干预依据。

3.2.4 数字经济指数、人口密度与财政收入的影响

数字经济指数(DE)、人口密度(density)以及地方政府一般预算内收入(fiscal)的直接、间接与总效应均未通过显著性检验,说明这些因素在当前样本中对碳排放的影响较弱。对于数字经济指数,其不显著可能反映一个悖论:虽然数字经济本身被视为绿色转型的引擎,但其发展初期仍依赖传统能源支撑的数据中心和网络传输体系,短期内难以抵消其能耗增长。人口密度虽常被认为是碳排放的重要驱动因素,但未发现其影响并不显著,可能是因为中国大城市普遍实行严格的节能减排政策,使得人口集聚并未带来成比例的排放上升。至于政府财政收入,其无显著影响可能揭示出资金使用效率的问题。例如,江苏、上海等地的通信基建已趋于饱和,新增投资边际效益递减;而在青海、云南等欠发达地区,若财政资金未能精准投向关键短板(如农村宽带覆盖),则难以发挥减排效能。因此,政府支持不应“撒胡椒面”,而应聚焦于基础设施薄弱环节,实现“补短板、强基础”的精准施策。

4 稳健性检验

为检验模型结果对空间权重矩阵设定的敏感性,采用替代的空间经济矩阵(基于GDP)重新估计了空间杜宾模型,该矩阵计算方法为

$$w_{ij}=\begin{cases}\dfrac{1}{|GDP_i-GDP_j|}, & i\neq j\\ 0, & i=j\end{cases} \tag{8}$$

式中:GDP_i、GDP_j 分别为城市 i 和城市 j 的人均地区生产总值。

表9列(1)表示城市固定效应的杜宾回归结果,列(2)表示时间固定效应的杜宾回归结果,列(3)表示双向固定效应的杜宾回归结果。可以发现,时间固定效应下,核心解释变量数字基础设施密度对碳排放的影响并不显著,双向固定效应下其影响显著,核心解释变量的系数方向和相对大小整体保持稳定。

表9 稳健性检验固定效应选择

变量	(1)	(2)	(3)
	回归系数	回归系数	回归系数
penetration	4.387**	-0.123	4.582**
GDPper	0.001	-0.006***	0.001
elect	0.001*	0.000***	0.000*
edu	0.000**	0.000***	0.000***
DE	-645.200	2 003.100***	-447.500
density	-0.001 33	-0.137**	0.051
fiscal	-1.50×10^{-5}	0.000***	-1.80×10^{-5}
$W\times$penetration	-1.725	-7.099	-0.952
$W\times$GDPper	0.003	0.010***	0.004
$W\times$elect	0.000**	0.000***	0.000**
$W\times$edu	-0.001***	-0.001***	-0.001**
$W\times$DE	429.600	281.500	2 316.300*
$W\times$density	-1.669	0.209	-1.520
$W\times$fiscal	0.000***	0.000***	0.000***
ρ	0.050	0.014	0.035
R^2	0.564	0.796	0.553

注:*、**、***分别表示10%、5%、1%的显著性水平。

以数字基础设施密度(penetration)为例(表10),在更换空间权重矩阵后,其直接效应由原来的5.191降至4.581,但仍为正向且在1%的水平上高度显著($P<0.01$),说明本地数字活动密集度的提升仍在持续推高碳排放。这一结果进一步印证了,尽管数字服务带来效率提高,但其背后依赖的算力基础设施扩张,仍是本地碳排放增长的重要来源。间接效应则由原先显著为正的60.850变为-1.449,数值较小且不再显著,表明在不同空间定义下,邻近城市的数字基础设施密度对本地区碳排放并未表现出稳定的抑制作用。这可能是因为区

表 10　杜宾模型效应分解

变量	直接效应	间接效应	总效应
	回归系数	回归系数	回归系数
penetration	4.581***	−1.449	3.133
GDPper	0.001	0.004**	0.005**
elect	7.90×10^{-5}**	0.000***	0.000***
edu	0.000***	−0.001**	−0.000
DE	−500.700	2 486**	1985
density	0.034	−1.698	−1.664
fiscal	-1.79×10^{-5}	0.000***	0.000***
观测值	2 484	2 484	2 484
R^2	0.553	0.553	0.553

注：*、**、***分别表示 10%、5%、1%的显著性水平。

域间算力布局与能源结构差异较大，溢出路径并不总是导向绿色协同。总效应从 66.040 下降至 3.133，虽大幅减弱，但仍为正值，说明在多种空间设定下，数字基础设施密度的整体影响方向保持一致，即总体上加剧区域碳排放。

其他控制变量的表现也基本稳健。人均 GDP、教育支出、数字经济指数等关键参数的符号方向均未发生逆转，仅个别变量的显著性略有波动。例如，数字经济指数(DE)的间接效应在新权重下由不显著转为显著，反映不同空间关系定义下，信息流动或技术扩散路径可能存在差异。综合来看，尽管空间权重矩阵的选择会影响具体系数大小，但核心变量的影响方向和经济含义保持稳定。这说明本文的主要结论具有较强的稳健性，也增强了对“数字基础设施密度通过算力扩张机制推高碳排放”这一判断的信心。

5　异质性分析

将 276 个城市根据东中西部地区进行划分，分别计算东、中、西部地区城市的空间地理矩阵，采用双向固定效应的空间杜宾模型进行重新回归，结果如表 11 所示。

从区域异质性来看，数字基础设施密度对碳排放的影响呈现明显分化。其中，中部地区的回归系数为−5.088，在 1%的水平上显著为负，表明该地区数字基础设施密度的提升对碳排放具有抑制作用；东部和西部地区的影响均不显著。这一结果可能与中部地区在交通与物流领域的数字化协同效应较强有关。例如，河南、湖北等地已基本建成“米”字形高铁网络，在此基础上，远程办公、电商集约化配送等数字应用场景得以高效落地，显著减少了居民出行和货物运输中的高碳活动，从而部分抵消了后台算力设施带来的碳排放压力。

表 11　区域异质性

变量	东部地区	中部地区	西部地区
penetration	−0.550	−5.088***	0.061
GDPper	0.001*	0.002**	−0.003*
elect	0.000***	0.000***	0.000*
edu	0.000***	4.57×10^{-5}	0.000
DE	186.000	817.800***	817.700
density	−0.116	−0.061	5.658***
fiscal	−0.000*	0.000**	0.000
$W\times$penetration	23.230**	−31.920***	−23.860**
$W\times$GDPper	−0.010***	0.009	−0.007
$W\times$elect	0.000*	0.001	0.000*
$W\times$edu	0.001	−0.003***	−0.001
$W\times$DE	−1 467.000	10 158.000***	15 686.300***
$W\times$density	−3.281	−2.106	22.03**
$W\times$fiscal	−0.000	0.000	0.001***
ρ	−0.472*	−0.912***	−0.778***
R^2	0.745	0.460	0.080 2
N_{city}	900	882	189

注：*、**、***分别表示 10%、5%、1%的显著性水平。

相比之下，东部地区虽然数字基础设施密度最高、应用最广泛，但其能源结构仍以煤电为主，数据中心等高耗能基础设施的碳排放强度较大，导致效率红利被能耗成本所抵消；西部地区目前尚处于数字基础设施大规模建设阶段，算力布局尚未与本地可再生能源形成有效耦合，绿色协同效应还未显现，因此也未观察到显著的减排效果。这一发现说明，数字基础设施密度的环境影响并非一概而论，而是高度依赖于区域发展阶段、能源结构与应用场景的匹配程度。

6　结论与贡献

6.1　结论

本文基于 2011—2019 年中国地级市面板数据，结合空间自相关检验与空间杜宾模型，系统考察了数字基础设施密度对碳排放的影响及其空间溢出效应。研究结论如下。

(1)中国城市碳排放呈现明显的空间集聚特征，整体上形成“高-高”与“低-低”并存的格局。京津冀、长三角、粤港澳大湾区及东北老工业基地构成主要高碳集聚区，而河北北部、内蒙古中东部、陕北及西北部分地区则维持相对稳定的低碳集群。尽管整体空间关联强度有限，但 2011—2019 年区域联动趋势有所增强，表明碳排放问题正逐步显现区域性治理需求。

(2)数字基础设施密度的提升总体上加剧了本地碳排放。这一发现揭示了一个常被忽视的事实：尽管数字技术带来远程办公、智能物流等效率红利，但其背后依赖的算力基础设施，尤其是数据中

心的电力消耗与冷却需求,构成不可忽视的隐性能耗来源。在当前以煤电为主的能源结构下,这种“看不见的碳足迹”可能部分甚至完全抵消前端应用带来的减排收益。

(3)除了数字基础设施密度,人均 GDP、城镇化率和教育支出也对本地碳排放产生显著正向影响。值得注意的是,经济发展在推高本地排放的同时,对邻近地区却表现出一定的抑制作用,可能源于绿色技术扩散或高碳产业外迁带来的溢出效应。相比之下,数字经济综合指数、人口密度和地方财政收入在样本期内未显示出稳定的空间影响。

(4)数字基础设施密度的碳排效应存在明显分化。中部地区反而呈现显著负向影响,这可能得益于高铁网络与电商配送体系的高度协同,有效减少了传统高碳出行;东部地区虽然数字应用成熟,但受制于化石能源依赖,算力扩张的环境代价更为突出;西部地区尚处于基建投入期,数字活动与碳排放尚未形成强关联。

6.2 讨论

值得深入讨论的是,本文结论与部分现有研究存在表面分歧。例如,薛飞等[27]、宝哲和周小亮[19]、张自然和何竞[1]等基于“宽带中国”“下一代互联网示范城市”“国家大数据综合试验区”等政策冲击的研究,普遍发现数字相关举措显著降低了城市碳排放。然而,这种差异并非矛盾,而恰恰反映数字化环境效应的复杂性与研究视角的关键影响。

(1)在变量测度方面,上述研究多采用“数字经济综合指数”或“政策虚拟变量”作为核心解释变量,其内涵侧重于制度赋能、绿色技术创新或产业结构升级等间接效应;本文聚焦“数字基础设施密度”(以每百人宽带用户数衡量),直接捕捉居民与企业高频数字活动所引致的后台算力需求压力。前者反映数字发展的质量与方向,后者体现数字使用的强度与能耗基础。

(2)在研究时段方面,2011—2019 年恰是中国移动互联网爆发、数据中心大规模建设的阶段,算力扩张速度远超能效提升与绿电替代进程[3,7]。在此背景下,数字基础设施的隐性能耗效应可能阶段性压倒其效率红利,导致净增排。

(3)在识别策略方面,DID 类研究通过外生政策冲击识别理想化的数字发展路径(通常伴随配套绿色激励),而采用观测性数据与空间计量模型,更贴近现实中“无序扩张+区域协同不足”的数字基建常态。因此,本文结果并非否定数字技术的长期减排潜力,而是警示:若缺乏对算力能耗的有效管控与区域协调,数字基础设施的快速普及可能在中短期内成为碳排放的新推手。

6.3 贡献

本文的主要贡献体现在以下三个方面。

(1)在概念层面,跳出“互联网发展”或“数字经济”的笼统表述,引入“数字基础设施密度”作为衡量数字化水平的核心指标,并明确将“算力扩张”作为连接数字活动与碳排放的关键机制,为理解数字时代的环境外部性提供了更精准的分析框架。

(2)在方法层面,现有文献多忽略碳排放的空间互动特征,易导致估计偏误。本文基于地级市数据构建空间计量模型,不仅捕捉到数字基础设施密度对邻近地区的溢出效应,也揭示了区域协同治理的必要性,单个城市难以独善其身,唯有通过跨区域算力布局优化与绿色电力协同,才能实现整体减碳目标。

(3)在政策层面,研究发现不同区域面临不同的数字—碳排关系:中部应巩固“效率优先”的数字化路径,东部亟须推动数据中心绿电替代,西部则需在基建扩张阶段提前嵌入低碳约束。这些差异化结论,为地方政府在推进数字化转型与落实“双碳”目标之间寻求平衡提供了切实可行的参考。

总之,本文提出,数字红利并非天然绿色。只有正视其背后的算力依赖与能源结构约束,才能真正实现高质量发展与生态文明建设的有机统一。

参考文献

[1] 张自然,何竞. 数字经济发展对城市碳排放的影响——基于国家大数据综合试验区的准实验[J]. 经济问题探索,2024(6):153-174.

[2] 徐瑾,单子强. 绿色技术创新对城市碳减排的影响研究——基于空间计量模型的实证分析[J]. 经济问题探索,2024(9):155-172.

[3] CHE S, WEN L, WANG J. Global insights on the impact of digital infrastructure on carbon emissions: a multidimensional analysis [J]. Journal of Environmental Management, 2024, 368: 122144.

[4] LIU J, LIU Y, WANG P, et al. Impact of internet development on transportation carbon emissions: evidence from China[J/OL]. Energy & Environment, 1-15[2025-11-20]. https://doi.org/10.1177/0958305X241305367.

[5] ZHOU K, YANG J, YANG T, et al. Spatial and temporal evolution characteristics and spillover effects of China's regional carbon emissions[J]. Journal of Environmental Management, 2023, 325: 116423.

[6] NIU G, JIN X, WANG Q, et al. Broadband infrastruc-

ture and digital financial inclusion in rural China[J]. China Economic Review, 2022, 76: 101853.
[7] PENG H R, LING K, ZHANG Y J. The carbon emission reduction effect of digital infrastructure development: evidence from the broadband China policy[J]. Journal of Cleaner Production, 2024, 434: 140060.
[8] WANG Q, CHENG X, LI R. Does the digital economy reduce carbon emissions? the role of technological innovation and trade openness[J]. Energy & Environment, 2023, 36(4): 1670-1695.
[9] LIU X, LI Y, WANG S, YANG M. The impact of internet development on carbon emission efficiency: evidence from China[J]. Process Safety and Environmental Protection, 2024, 190: 1601-1611.
[10] WANG L, CHEN L. Impacts of digital economy agglomeration on carbon emission: A two-tier stochastic frontier and spatial decomposition analysis of China[J]. Sustainable Cities and Society, 2023, 95: 104624.
[11] BAI T, QI Y, LI Z, XU D. Digital economy, industrial transformation and upgrading, and spatial transfer of carbon emissions: the paths for low-carbon transformation of Chinese cities[J]. Journal of Environmental Management, 2023, 344: 118528.
[12] DONG K, YANG S, WANG J. How digital economy lead to low-carbon development in China? The case of ecommerce city pilot reform[J]. Journal of Cleaner Production, 2023, 391: 136177.
[13] LIU J, YU Q, CHEN Y, et al. The impact of digital technology development on carbon emissions: a spatial effect analysis for China[J]. Resources, Conservation and Recycling, 2022, 185: 106445.
[14] MASANET E, SHEHABI A, LEI N, et al. Recalibrating global data center energy-use estimates[J]. Science, 2020, 367: 984-986.
[15] WANG Q, HU S, LI R. Could information and communication technology (ICT) reduce carbon emissions? the role of trade openness and financial development[J]. Telecommunications Policy, 2024, 48(3): 102699.
[16] JONES N. How to stop data centres from gobbling up the world's electricity[J]. Nature, 2018, 561: 163-166.
[17] XIAO X, LIU C, LI S. How the digital infrastructure construction affects urban carbon emissions:a quasi-natural experiment from the "Broadband China" policy[J]. Science of The Total Environment, 2024, 912: 169284.
[18] PU S, ZHU Z, HUO W. Evaluation of engineering properties and environmental effect of recycled gypsum stabilized soil in geotechnical engineering: a comprehensive review[J]. Resources, Conservation and Recycling, 2021, 174: 105780.
[19] 宝哲，周小亮. 数字赋能与城市碳排放——基于下一代互联网示范城市的准自然试验[J]. 气候变化研究进展，2022，18(4)：503-508.
[20] 王连芬，赵园，王良健. 低碳试点城市的减碳效果及机制研究[J]. 地理研究，2022，41(7)：1898-1912.
[21] 吴建新，郭智勇. 基于连续性动态分布方法的中国碳排放收敛分析[J]. 统计研究，2016，33(1)：54-60.
[22] 康伟，王善哲，尤鹏程. 组态视角下数字政府政务服务能力提升路径研究[J]. 科学决策，2024(5)：50-63.
[23] 林婧，吴玉鸣. 数字经济发展能否助力城市新质生产力跃迁？[J]. 青海社会科学，2024(6)：107-120.
[24] 闫涛，陈阳. 数字经济对高质量发展的影响——基于中介模型与门槛模型的检验[J]. 经济与管理，2022，36(6)：1-7.
[25] 杨航英，强永昌. 数字经济如何影响城市出口产品质量——基于长三角地区数据的实证分析[J]. 技术经济，2024，43(4)：26-37.
[26] 张罗，高鹏. 高等职业教育对产业集聚影响的空间效应研究[J]. 黑龙江高教研究，2024，42(5)：52-59.
[27] 薛飞，周民良，刘家旗. 数字基础设施降低碳排放的效应研究——基于"宽带中国"战略的准自然实验[J]. 南方经济，2022(10)：19-36.

How Does Digital Density Affect Carbon Emissions? A Study on Spatial Spillover Effects from the Perspective of Computing Power Expansion

WANG Mingxia, YU Zhengdong
(School of Business, Jishou University, Jishou 416000, China)

Abstract: Digitalization is often expected to reduce carbon emissions through improved efficiency, but its net environmental impact remains uncertain. In this study, prefecture-level city panel data from China for 2011 to 2019 were collected, and the Spatial Durbin Model was employed to analyze the effect of digital density on carbon emissions. Urban carbon emissions are found to be spatially clustered, with high values concentrated in the Beijing-Tianjin-Hebei region, the Yangtze River Delta and the Guangdong-Hong Kong-Macao Greater Bay Area. Local carbon emissions are significantly increased by higher digital density, primarily due to hidden energy consumption from computing infrastructure expansion. A positive spatial spillover effect is also identified, digital density in neighboring cities further raises local emissions. In central China, however, emissions are reduced as a result of strong digital synergy in logistics and transportation. These findings indicate that digitalization entails both efficiency benefits and environmental costs. Evidence is thus provided for designing regionally differentiated low-carbon policies and optimizing the spatial layout of computing power resources.

Keywords: digital density; carbon emissions; computing power expansion; spatial spillover