DOI：10. 13504/j. cnki. issn1008-2700. 2026. 05. 004

城市数智化发展的降碳效应

王凤娟，张明斗

（东北财经大学　经济学院，辽宁　大连　116025）

摘　要：在大数据时代背景下，深入探究城市数智化发展的降碳效应，对于实现“双碳”目标、助推经济高质量发展有重要意义。本文以中国 256 个地级及以上城市为研究样本，实证分析 2014—2023 年城市数智化发展的降碳效应与作用机制。研究发现：城市数智化发展能够降低碳排放强度，此结论在经过缓解内生性问题、剔除特殊年份以及替换核心解释变量的测度方法等一系列检验后依然成立。异质性分析发现，城市数智化发展的降碳效应因城市地理区位、城市规模以及城市行政等级的不同而存在异质性。具体而言，数智化发展降低了中西部地区城市、小城市以及外围城市的碳排放强度更为明显。机制分析发现，城市数智化发展能够通过增加政府环保投资以及推动企业绿色技术创新两条途径降低碳排放强度。进一步研究发现，城市数智化发展对碳减排具有显著的正向空间溢出效应。本文的研究结论为进一步明确城市数智化发展的环境治理效应及拓展碳减排的治理路径提供了实证参考。

关键词：城市数智化发展；碳排放强度；政府环保投资；企业绿色技术创新；绿色低碳发展

中图分类号：F293　　**文献标识码：**A　　**文章编号：**1008-2700（2026）05-0045-13

一、问题提出

在推进中国式现代化建设的关键时期，实现绿色低碳发展已成为统筹经济高质量发展与生态环境高水平保护的战略路径，对于推动城市绿色转型具有深远意义。近年来，中国环境保护政策和制度体系日臻完善，环境综合治理取得显著成效，污染物排放量不断减少，生态环境质量得到明显改善。同时，中国产业体系中重化工占比偏高，能源消费仍以煤炭为主，粗放型资源利用的路径依赖仍然显著。而产业结构与能源结构的刚性特征在短期内难以从根本上改变，使得碳减排面临较大压力，绿色低碳转型任务依然艰巨。为此，党和国家从顶层设计上高度关注，2022 年，党的二十大报告提出“推动绿色发展”“加快发展方式绿色转型”；2025 年，全国生态环境保护工作会议指出“加强减污降碳协同治理，绿色低碳转型扎实推进”，为新时代环境治理提供了战略指引；2026 年，政府工作报告进一步强调“以碳达峰碳中和为牵引，协同推进降碳、减污、扩绿、增长，增强绿色发展动能”。一系列政策文件的出台和重要会议的召开，充分彰显了中国政府在改善环境质量、推进碳减排治理方面的坚定决心。在此背景下，如何有效降低碳排放、改善生态环境质量，已成为经济社会可持续发展的核心议题。

作为新一轮科技革命与生产方式变革的重要载体，数智化在深刻改变经济社会形态的同时，也为碳减排治理提供了新的动力、开辟了崭新路径。习近平总书记在全国生态环境保护大会上强调，“深化人工智能等数字技术应用，构建美丽中国数字化治理体系，建设绿色智慧的数字生态文明。”这一重要论述为

收稿日期：2026-06-08；修回日期：2026-07-03

基金项目：国家社会科学基金重点项目“青年就业新动向、新问题及其政策机制研究”（24AJY021）

作者简介：王凤娟，东北财经大学经济学院博士研究生；张明斗，东北财经大学经济学院教授。

数智技术与生态环境治理的深度融合指明了方向，也凸显了城市数智化发展在推动碳减排治理中的关键支撑作用。从理论上而言，城市数智化发展能够激发绿色科技创新，降低经济增长对传统自然资源的依赖，同时抑制资源损耗、优化资源配置结构并打破“资源诅咒”，从而促进经济可持续发展。不同城市经济发展体量存在差异，仅依靠碳排放总量难以横向对比各地区低碳发展成效，而碳排放强度剔除了经济规模的干扰，更能客观反映城市绿色低碳发展的真实水平。在实践中，城市作为降碳的重要空间单元，其数智化进程能否真正有效降低碳排放强度？其主要的作用机制是什么？针对上述问题，本文将系统探讨该降碳效应及作用机制，以期深入了解城市数智化发展在环境治理领域发挥的作用，为充分释放城市数智化环保红利、优化生态环境提供理论支撑。

现有研究已关注到数字技术、人工智能技术等对碳排放的抑制作用。在数字技术层面，刘等（Liu et al.）从宏观层面验证了数字化发展的环境治理效应，发现数字化发展能够显著降低二氧化碳与细颗粒物（PM2.5）排放[1]。聚焦微观企业维度，金鑫和高煜立足数字技术与绿色技术融合视角开展研究，证实了两类技术深度融合能够显著降低企业碳排放，从技术协同维度完善了数字化降碳的相关研究[2]。张文倩等同样从微观层面探究了数字技术创新的环境溢出效应，发现企业数字技术创新能够显著降低碳排放强度，且并未出现“绿色悖论”现象，为理解数智化发展的降碳效应提供了新的依据[3]。在人工智能层面，李计广等的实证研究表明，人工智能技术创新能够通过技术水平提升、管理效率优化和融资约束缓解三条途径，降低制造业碳排放强度[4]。与此同时，哈桑和易卜拉欣（Hassan and lbrahim）认为人工智能的高能耗特性可能抵消其带来的减排收益，若缺乏有效监管甚至会导致碳排放总量上升[5]。蔡海亚进一步研究表明，人工智能可依托绿色技术创新、产业结构优化两条途径显著降低碳排放强度，且其减排边际效应呈现先递增后递减的非线性规律[6]。

综上，一些学者已从数字技术、人工智能等视角探讨了城市数智化发展对碳排放的影响，为本文的研究提供了初步结论与方法参考。但现有研究多聚焦数智化单一构成维度，鲜有基于数智化综合指标的分析，对城市数智化发展如何影响碳排放强度、内在机制怎样，仍缺乏系统性、有针对性的深入分析。因此，本文以 2014—2023 年中国 256 个地级及以上城市为研究样本，实证检验城市数智化发展的降碳效应及作用机制。相较于已有研究，本文的边际贡献主要体现在以下三点：首先，将城市数智化发展与碳排放强度置于同一分析框架，系统分析了城市数智化发展对碳排放强度的影响及空间溢出效应，丰富了城市数智化发展的环境治理效应研究；其次，从政府环保投资效应以及企业绿色技术创新效应两个维度出发，识别出城市数智化发展影响碳排放强度的内在机制，为进一步厘清城区数智化发展对碳排放强度的影响渠道提供了经验参考；最后，从城市地理区位、城市规模以及城市行政等级三个方面，分别考察城市数智化发展对碳排放强度的异质性影响，为差异化环保治理方案的精准制定及优化各地区城市数智化发展路径提供了理论依据。

二、理论分析与研究假设

（一）城市数智化发展对碳减排的影响分析

协同治理理论强调，多元主体通过协同联动与资源整合，突破单一主体的局限，实现治理效能的最大化，这为碳减排治理提供了理论支撑。从协同治理的直接作用来看，数智化能够通过全链条的技术渗透，实现对二氧化碳排放的精准监测与高效管控，有效破解传统治理中各环节脱节、管控方式单一的难题，提升碳减排效率[7]。同时，数智化能够通过智能调控、动态优化等方式，推动生产、消费等环节的资源高效利用，从而降低单位产出的碳排放。基于协同治理理论中“多元主体协同联动”的核心观点，数智化不仅能发挥直接赋能作用，更能搭建多元主体协同治理的桥梁，推动政府、企业、居民三位一体的协同治理体系落地，通过三者的协同发力，降低碳排放强度。在政府层面，数智化平台能够整合部门数据资源，打破信息壁垒，实现对环保工作的统筹规划与动态监管，通过数智化平台提升环保政策制定与执行效率，强化宏观层面的治理引领，筑牢协同治理的制度根基[7]。在企业层面，数智化能够驱动企

业绿色技术创新与生产模式转型，通过智能生产、清洁生产等技术的应用，降低生产环节的碳排放强度，同时借助数智化管理平台实现环保合规，强化企业主体责任，赋能中观层面的治理效能提升[8]。在居民层面，数智化能够依托线上平台加大环保宣传力度，提升居民对碳减排的认知度，引导居民践行绿色出行、低碳消费等生活方式，推动生活端碳减排，稳固微观层面的治理基础。三者通过数智化平台实现信息共享、行动协同，形成“政府引领、企业主导、居民参与”的三位一体协同治理格局，充分释放环境治理效能，助力降碳治理达到更高水平。

基于上述分析，本文提出假设 1：城市数智化发展能够降低碳排放强度。

（二）城市数智化发展影响碳减排的作用机制分析

协同治理理论强调多元主体的协同联动与资源整合，而在政府、企业、居民三位一体的治理格局中，政府与企业是降碳治理的行动主体。因此，数智化对碳排放强度的间接影响，主要通过改变政府与企业的行为逻辑和资源配置方式实现。对政府而言，数智化发展能够破解环境治理中的信息不对称，提升环保投资的精准性与效率；对企业而言，数智化发展能够推动企业加快低碳转型，同时为企业开展绿色技术创新提供技术支撑。基于此，本文分别从政府环保投资与企业绿色技术创新两条路径出发，进一步分析城市数智化发展影响碳减排的作用机制。

城市数智化发展能够通过增加政府环保投资来降低碳排放强度。一方面，城市数智化发展能够促使政府增加对环保的投资。在环境治理中，上级政府难以全面掌握地方环境实况与企业排污信息，存在信息不对称问题，从而导致环保政策偏差与投资低效。而借助大数据、云计算以及人工智能等前沿技术，政府能够高效处理和分析海量数据[9]，更加精准地把握本地区环境状况、了解企业绿色发展问题及居民绿色权益需求等，从而制定出科学合理的环保政策和具有针对性的投资策略，有效增加环保投资。同时，城市数智化发展能够促进信息的高效流通，使各地政府的环保绩效透明化，从而激发政府间在绿色发展方面的良性竞争，并进一步带动环保投资的增加[10]。此外，城市数智化发展还能够通过技术赋能优化政府采购流程，提升环保采购全流程效率。政府能够依托区块链与物联网技术构建绿色采购云平台，实现环保设备与环保工程的在线招投标，提高采购效率，在同等预算下可完成更多环保采购项目，并通过平台透明性与公信力吸引更多优质供应商参与，提升环保项目的实际落地规模。另一方面，政府增加环保投资能够降低碳排放强度。环境治理具有典型的公共物品属性，仅靠市场机制容易出现供给不足，政府投资是弥补市场失灵、保障环境公共品供给的关键手段。政府环保投资规模扩大，可直接为污水处理、垃圾焚烧发电等治理设施建设提供资金支持，补齐环保基础设施短板；同时，新增投资还能够流向智慧垃圾分类、物联网监测等环保项目[11]。这类项目投入运行后，能够从前端减少资源损耗，在中端提升资源循环效率，并在末端实现污染物与温室气体的减排，从而系统性提升降碳治理水平。此外，政府加大环保投资还能够发挥带动效应，引导企业和社会各界共同投身环保事业，合力提升降碳治理水平。

城市数智化发展能够通过推动企业绿色技术创新降低碳排放强度。一方面，城市数智化发展能够推动企业绿色技术创新。具体而言，大数据、云计算与人工智能等先进技术的应用，能够推动企业研发部门构建起互联互通的智能信息平台，打破组织内外的“信息孤岛”，促进数据要素流动及企业间协作，从而有助于突破关键绿色技术领域内的研发瓶颈[12]。此外，城市数智化发展有助于优化企业内部科研要素的配置，能够更加精准地匹配绿色资本、高端人才等资源，有效缩短绿色技术的研发周期，从而推动绿色技术创新实现提质增量[13]。另一方面，企业绿色技术创新能够降低碳排放强度。企业绿色技术创新能够通过优化生产结构与能源消费结构推动企业向绿色低碳模式转型，从而有效降低碳排放强度。在生产结构优化方面，绿色技术创新驱动企业运用大数据精准获取市场需求信息，并据此制定准确的生产计划，减少无效产能与过度库存，从而推动生产流程向高效化、集约化的绿色模式转型[14]。此过程能够减少单位产出能耗和物耗，从源头降低碳排放强度，实现节能减耗、资源高效利用。在能源消费结构转型方面，企业绿色技术创新能够推动能源消费向清洁化、低碳化转型。在转型过程中，企业能够通过扩大可再生

能源对煤炭、石油等高碳能源的替代规模，降低碳排放强度。

基于上述分析，本文提出假设 2：城市数智化发展能够通过增加政府环保投资以及推动企业绿色技术创新来降低碳排放强度。

（三）城市数智化发展对碳减排的空间溢出效应分析

城市数智化发展具有典型的跨区域扩散特性，不仅能够影响本地城市的碳排放强度，还能够通过技术溢出效应、产业关联效应及政策示范效应等，对邻近城市的碳排放强度产生影响。首先，城市数智化发展能够通过技术溢出与知识共享，提升邻近城市的绿色治理能力。数智化发展能够打破传统的地域信息壁垒，推动数据、资本与绿色技术在城市间的流通与融合。在此基础上，邻近城市可与本城市共建环境治理数智化平台，交换并学习降碳治理的先进技术与实践经验，从而提升降碳治理水平。其次，城市数智化发展能够加快跨区域信息流动，推动绿色技术向邻近城市快速扩散。数字技术能够突破地理空间界限，拓宽知识、技术的传播范围，而数智化发展能够进一步推动技术与信息的跨区域流动与共享[15]，加速释放绿色技术创新的乘数效应，带动邻近城市的产业绿色转型发展，从而提升其降碳治理水平。再次，城市数智化发展能够发挥资本集聚与政策示范效应，助推邻近城市降低碳排放强度。数智化发展前期建设需投入大量资本，为破解资金瓶颈，政府通常会叠加财政补贴、用地优惠、税收减免等多重激励政策，既吸引优质产业与资本集聚，又能够通过辐射效应带动邻近城市产业集群发展，从而实现区域要素整合与减排技术趋同。最后，政府的激励政策会产生示范效应，带动邻近城市政府同步实施相关举措，形成区域协同的政策环境，助推城市碳减排。

基于上述分析，本文提出假设 3：城市数智化发展对碳减排存在正向空间溢出效应。

三、实证设计

（一）样本选取与数据来源

本文选取 2014—2023 年中国地级及以上城市作为研究样本。2014 年，中国智慧城市与绿色低碳发展相关政策开始密集落地，数智化产业布局与城市降碳治理进入常态化推进阶段，因此选取 2014—2023 年为研究区间。同时，为保证数据的完整性，本文剔除数据缺失严重的城市，最终保留 256 个地级及以上城市为研究样本。数据主要来源于 2015—2024 年《中国城市统计年鉴》《中国城市建设统计年鉴》《中国能源统计年鉴》《中国生态环境统计年报》；数字普惠金融指数来源于北京大学数字金融研究中心；工业机器人数据来源于国际机器人联合会（IFR）；企业专利申请数据来源于上海经禾信息技术有限公司中国研究数据服务平台（CNRDS）。此外，对个别缺失数据采用线性插值法进行补充。

（二）模型构建

1. 基准回归模型

为有效检验城市数智化发展的降碳效应，本文构建双向固定效应模型，具体如式（1）所示：

$$CEI_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 DI_{it} + \boldsymbol{X}'_{it}\boldsymbol{\beta} + \mu_i + \omega_t + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

其中，CEI_{it} 为被解释变量，表示第 i 个城市 t 年的碳排放强度；DI_{it} 为核心解释变量，表示第 i 个城市 t 年的数智化发展水平；$\boldsymbol{X}'_{it}$为控制变量向量，α_0 表示截距项，μ_i 表示城市固定效应，ω_t 表示年份固定效应；ε_{it} 表示随机扰动项。

2. 机制效应模型

为检验城市数智化发展影响碳排放强度的具体作用机制，本文参照已有研究[16] 的做法，构建如下模型进行机制检验，具体如式（2）所示：

$$z_{it} = \theta_0 + \theta_1 DI_{it} + \boldsymbol{X}'_{it}\boldsymbol{\beta} + \mu_i + \omega_t + \varepsilon_{it} \quad (2)$$

其中，z_{it} 为机制变量，其余变量的含义与式（1）相同。

3. 空间效应模型

为进一步检验城市数智化发展对碳减排是否存在空间溢出效应，本文构建如下模型进行检验，具体

如式（3）所示：

$$PCR_{it} = \gamma_0 + \rho \sum_{j=1}^{n} W_{ij}^{g} PCR_{jt} + \gamma_1 DI_{it} + \tau \sum_{j=1}^{n} W_{ij}^{g} DI_{jt} + \boldsymbol{X}_{it}' \boldsymbol{\beta} + \kappa \sum_{j=1}^{n} W_{ij}^{g} X_{it}' + \mu_i + \omega_t + \varepsilon_{it} \quad (3)$$

其中，ρ 表示空间自回归系数，τ 表示空间解释变量的系数，W_{ij}^{g} 为空间权重矩阵中第 i 行第 j 列的元素。其余变量的含义与式（1）相同。本文选取基于经纬度的空间地理距离矩阵（W^1）和空间地理距离非对称矩阵（W^2）进行回归分析。

（三）变量说明

1. 被解释变量

本文的被解释变量为碳排放强度（*CEI*）。碳排放强度是评估经济绿色低碳发展的重要指标，通常用单位国内生产总值（GDP）所产生的二氧化碳排放量来表征。本文借鉴吴建新等[17]的做法，采用天然气、液化石油气、电能、交通用能和热能消耗产生的碳排放总量来衡量城市碳排放量。在此基础上，本文借鉴汪克亮等[18]和蔡海亚[6]的做法，采用城市碳排放量与地区生产总值之比来衡量碳排放强度。

2. 解释变量

本文的解释变量为城市数智化发展水平（*DI*）。数智化是数字化与智能化深度融合的系统性变革，其发展遵循“基础设施支撑—技术创新驱动—产业应用落地”的内在逻辑[19]。因此，为系统衡量城市数智化发展的综合水平，本文借鉴张云和柏培文[20]以及李计广等[4]的研究思路，构建“数字化基础设施—智能化技术创新—智能化产业应用”三维测度体系（见表 1）。其中，数字化基础设施维度选取互联网普及率、移动电话普及率等 4 个指标，反映城市数智化发展的硬件支撑能力与普惠覆盖程度；智能化技术创新维度选取人工智能专利数量、相关技术人员占比 2 个指标，衡量城市智能化发展的核心动力与技术储备；智能化产业应用维度选取人工智能企业数量、工业机器人应用水平 2 个指标，反映城市智能化产业发展规模[7]。工业机器人应用水平参照魏下海等[21]的做法，采用全国分行业工业机器人安装量与基期城市分行业就业权重的乘积测算得到。

表 1 城市数智化发展水平指标体系

准则层	指标层	方向	单位
数字化基础设施	互联网普及率	+	%
	移动电话普及率	+	%
	人均电信业务量	+	元/人
	数字普惠金融指数	+	—
智能化技术创新	人工智能专利数量	+	件
	相关技术人员占比	+	%
智能化产业应用	人工智能企业数量	+	个
	工业机器人应用水平	+	台

3. 机制变量

本文选取的机制变量包括：（1）政府环保投资水平（*GEI*），本文参照王艳和苏怡的做法[22]，选取节能环保支出占政府财政一般支出的比重来表征政府环保投资水平；（2）企业绿色技术创新水平（*CGT*），本文参照王馨和王营的做法[23]，选取 A 股上市公司绿色专利申请总量加总到城市层面来表征。

4. 控制变量

为准确分析城市数智化发展对碳排放强度的影响，避免其他城市特征因素对结果产生干扰，本文参照白婷婷和綦勇[24]的做法，选取如下控制变量：（1）教育投资水平（*EL*），用教育支出占政府财政一般

支出的比重来衡量；（2）市场消费水平（*CSL*），用社会消费品零售总额与地区生产总值之比来衡量；（3）城镇化水平（*UL*），用常住城镇人口与总人口之比来衡量；（4）金融发展水平（*SFD*），用金融机构贷款余额与地区生产总值之比来衡量；（5）外商投资水平（*FDI*），用实际利用外商投资总额与地区生产总值之比来衡量。

（四）变量描述性统计

表 2 报告了变量的描述性统计结果。其中，碳排放强度（*CEI*）的最小值为 0.000 3，最大值为 0.215 3，说明样本城市间碳排放强度差异明显。城市数智化发展水平（*DI*）的最小值为 0.005 4，最大值为 0.686 7，说明样本城市间数智化发展存在显著的梯度差异，区域发展的非均衡性特征突出。此外，控制变量与机制变量的取值均分布在合理范围内。

表 2　描述性统计结果

变量类型	变量	符号	观测值	均值	标准差	最小值	最大值
被解释变量	碳排放强度	*CEI*	2 560	0.007 9	0.010 3	0.000 3	0.215 3
解释变量	城市数智化发展水平	*DI*	2 560	0.034 5	0.047 7	0.005 4	0.686 7
控制变量	教育投资水平	*EL*	2 560	0.172 1	0.037 8	0.014 6	0.834 4
	市场消费水平	*CSL*	2 560	0.396 2	0.107 6	0.107 3	1.012 6
	城镇化水平	*UL*	2 560	0.597 4	0.139 6	0.245 6	0.997 5
	金融发展水平	*SFD*	2 560	2.831 8	1.302 1	0.766 9	21.301 5
	外商投资水平	*FDI*	2 560	0.002 3	0.002 6	0.000 0	0.029 4
机制变量	政府环保投资水平	*GEI*	2 560	0.022 0	0.013 0	0.006 1	0.073 7
	企业绿色技术创新水平	*CGT*	2 560	0.035 5	0.113 6	0.000 0	0.828 0

四、实证结果与分析

（一）基准回归

表 3 为城市数智化发展影响碳排放强度的基准回归结果。其中，列（1）是未考虑固定效应的估计结果，列（2）是考虑固定效应的估计结果。可以看出，列（2）中核心解释变量的估计系数为−0.029 9，且在 1%水平下显著为负，说明在控制其他条件不变的情况下，城市数智化发展水平每提高 1 个单位，碳排放强度平均下降 0.029 9 个单位，证实了城市数智化发展能有效降低碳排放强度。由此，假设 1 得证。

表 3　基准回归结果

变量	（1）	（2）
DI	−0.015 0***	−0.029 9***
	（0.003 5）	（0.007 5）
EL	−0.012 2*	0.004 3
	（0.007 3）	（0.005 9）
CSL	0.003 1	0.004 5
	（0.002 3）	（0.003 6）
UL	0.017 6***	0.006 4
	（0.005 9）	（0.007 4）
SFD	0.000 9**	0.000 6
	（0.000 4）	（0.000 6）

（二）内生性分析

为缓解模型内生性可能导致研究结果产生偏误这一问题，本文借鉴胡政等[13]、黄群慧等[25]的做法，采用 1984 年人均邮电业务总量与互联网宽带接入用户量的交乘项作为城市数智化发展的工具变量。在相关性层面，1984 年人均邮电业务总量反映出城市历

史通信基础设施禀赋，通信基础设施存在显著路径依赖，早期邮电基础优越的城市更利于后续数智化建设落地；互联网宽带接入用户量反映了本地区数智市场需求，需求规模越大，越能够激励地方持续完善数字基建，从而推动数智化发展。因此，该工具变量满足有效工具变量的相关性假设。在外生性层面，1984 年人均邮电业务总量为历史指标，形成于样本研究期之前，不会直接影响当期城市碳排放强度，同时不受样本研究期内城市污染排放与相关政策的干扰；交乘项中的互联网宽带接入用户量仅能通过城市数智化水平间接作用于碳排放强度，不直接作用于被解释变量，因此该工具变量满足有效工具变量的外生性假设。本文采用两阶段最小二乘法进行回归，结果如表 4 所示。可以看出，*LM* 统计量在 1%水平下显著，通过了不可识别检验，且 *F* 统计量为 90.915 0，大于弱工具变量检验的临界值，拒绝了弱工具变量原假设，证实了工具变量的有效性。由表 4 可知，核心解释变量的估计系数在 1%水平下显著为负，表明在缓解内生性问题后，城市数智化发展仍能降低碳排放强度，进一步验证了研究结果的稳健性。

（三）稳健性检验①

1. 替换核心解释变量的测度方法

鉴于不同测度方法在权重赋值与信息提取上存在差异，可能导致估计结果产生偏误。因此，本文采用主成分分析法对核心解释变量进行重新测度，可以看出，基于主成分分析法得出的核心解释变量的估计系数在 1%水平下显著为负，说明基准回归结果在不同测度方法下保持一致，证实了研究结果的可靠性。

2. 剔除特殊年份

考虑到 2020—2022 年新冠疫情期间社会经济运行模式较其他年份不同，产业结构调整、居民行为模式转变等因素可能在一定程度上影响基准回归结果的有效性。因此，本文将剔除 2020—2022 年的样本，并进行回归，可以看出，在剔除特殊年份样本后，核心解释变量的估计系数在 1%水平下显著为负，说明疫情冲击未改变城市数智化发展的降碳效应，验证了研究结果的稳健性。

3. 剔除四大直辖市

考虑到四大直辖市（北京、上海、天津、重庆）具有独特的经济和行政地位，且通常集中了更多的

表3(续)

变量	（1）	（2）
FDI	−0.472 3***	−0.110 7
	（0.129 0）	（0.108 0）
常数项	−0.002 8	−0.001 4
	（0.003 7）	（0.004 8）
城市固定效应	未控制	控制
年份固定效应	未控制	控制
样本量	2 560	2 560
R^2	0.067 5	0.097 3

注：括号内数值为稳健标准误；***、**、* 分别表示在 1%、5%、10%水平下显著，后表同。

表 4　内生性分析回归结果

变量	2SLS 第一阶段	2SLS 第二阶段
DI		−0.038 4***
		（0.009 1）
IV	0.035 4***	
	（0.003 7）	
不可识别检验 *LM* 值	23.947 0***	
	（0.000 0）	
弱工具变量检验 *F* 统计量	90.915 0	
	（16.380 0）	
常数项	−0.027 4	0.006 9
	（0.046 2）	（0.005 4）
控制变量	控制	控制
城市固定效应	控制	控制
年份固定效应	控制	控制
样本量	2 560	2 560
R^2		0.600 4

注：不可识别检验括号内为 *P* 值，弱工具变量检验括号内为 Stock-Yogo 弱工具变量检验临界值。

① 限于篇幅，稳健性检验结果留存备查。

政策资源、高端产业和先进技术，其数智化发展可能受到特殊政策倾斜。因此，本文剔除四大直辖市的样本，并进行回归，可以看出，在剔除四大直辖市后，核心解释变量的估计系数在 1%水平下显著为负，说明四大直辖市的政策特殊性未对城市数智化发展的降碳效应产生影响，验证了研究结果的稳健性。

4. 更换计量模型

系统 GMM 能够更加准确地识别变量间的动态滞后效应与复杂反馈机制，从而提高参数估计的有效性。因此，本文进一步采用系统 GMM 方法进行估计，结果（限于篇幅不再详细报告）显示本文研究结论具有稳健性。

（四）机制分析

基准回归结果证实了城市数智化发展能够显著降低碳排放强度。由前文理论分析可得，城市数智化发展能够通过增加政府环保投资、推动企业绿色技术创新这两条途径降低碳排放强度。据此，本文对上述两条传导途径展开检验，结果如表 5 所示。从列（1）可以看出，城市数智化发展影响政府环保投资的估计系数在 1%水平下显著为正，表明城市数智化发展能够提升政府环保投资水平。城市数智化发展可依托数字技术缓解政府环境治理中的信息不对称，提升环保政策与投资策略的精准性，同时借助信息透明化激发地方政府绿色发展竞争，并优化环保采购流程、扩大项目落地规模，多渠道推动政府环保投资增加。而政府环保投资的扩大，一方面能够直接推动污水处理、垃圾焚烧发电等治污基础设施的完善；另一方面通过政府环保投资的示范效应，能够激励企业和其他社会主体参与绿色项目投资，形成多主体协同治理格局[26]，进而有效降低碳排放强度。从列（2）可以看出，城市数智化发展影响企业绿色技术创新的估计系数在 1%水平下显著为正，表明城市数智化发展能够提升企业绿色技术创新水平。城市数智化发展可依托智能研发信息平台，打破企业组织内外的信息孤岛、促进研发协作，同时优化科研要素配置，精准匹配绿色资本与高端人才、缩短研发周期，推动企业绿色技术创新实现提质增量。而企业绿色技术创新能够进一步引致能源结构清洁化与资源利用效率提升[27]，降低碳排放强度。进一步地，本文采用 Bootstrap 抽样法对两条作用途径进行稳健性检验。结果表明，两条传导路径对应的 95%置信区间上下限均不包含 0，Bootstrap 检验结果显著，进一步证实各传导机制均成立。综上，城市数智化发展能够通过增加政府环保投资以及推动企业绿色技术创新来降低碳排放强度，假设 2 得证。

表 5　机制分析及回归结果

变量	（1） *GEI*	（2） *CGT*
DI	0.048 8***	1.154 5***
	（0.014 1）	（0.367 1）
Bootstrap 检验	［0.016 8　0.348 4］	［0.003 5　0.019 6］
常数项	0.027 7***	−0.007 4
	（0.005 6）	（0.025 4）
控制变量	控制	控制
城市固定效应	控制	控制
年份固定效应	控制	控制
样本量	2 560	2 560
R^2	0.166 8	0.321 1

注：列（1）的被解释变量为 GEI，列（2）的被解释变量为 CGT。［］内为 Bootstrap 置信区间。

（五）异质性分析

1. 地理区位异质性

由于地理区位的不同，各城市在经济发展水平、环境规制强度与数字基础设施建设等方面存在客观差异，使得城市数智化发展程度有所不同，进而影响降碳治理效能。为检验城市数智化发展对碳排放强度的影响是否存在地理区位异质性，本文将研究样本划分为东部地区城市和中西部地区城市①，进行分组回归，结果如表 6 所示。可以看出，数智化发展能够降低中西部地区城市碳排放强度，而对东部地区城市的影响较弱。组间系数差异检验结果进一步表明，数智化对碳排放强度的抑制效应存在明显的区域差异。

① 东部地区包括北京、天津、河北、山东、江苏、上海、浙江、辽宁、福建、广东、海南；其余为中西部地区。

可能的原因是，东部地区城市数字基础设施与环境治理体系发育成熟[28]，数智化对生产端减排、监管端提效的作用已得到较充分释放，因此数智化发展的降碳效应较弱。而中西部地区城市正处于工业化深化与数字化转型的叠加期，传统高碳产业占比偏高，此前数字治理存在明显短板，数智技术的渗透能够快速推动高耗能产业节能改造、补齐环境监管精细化缺口，降碳治理的边际提升空间更大，因此抑制碳排放强度的效果更为突出。

2. 城市规模异质性

不同规模城市的经济发展与产业结构各有差异，数智技术的发展和应用状况也各有区别，从而可能影响城市数智化发展的环保效果。为检验数智化发展对碳排放强度的影响是否存在城市规模异质性，本文依据国务院 2014 年《关于调整城市规模划分标准的通知》，将研究样本划分为大中城市（城区常住人口 50 万及以上的城市）和小城市（城区常住人口 50 万以下的城市），进行分组回归，结果如表 6 所示。可以看出，城市数智化发展能够降低小城市碳排放强度，而对大中城市的影响较弱。组间系数差异检验结果进一步表明，数智化的降碳效应在不同规模城市间存在显著差异。可能的原因是，大中城市依托人口与产业规模优势，较早完成数字基础设施的规模化布局，从而使数智技术应用相对成熟，因此数智化发展的降碳效应较弱。而小城市受经济体量与资源禀赋约束，此前数字化治理覆盖不足、产业节能改造的基数偏低，数智化发展能够快速填补环境监管盲区、推动产业节能升级，以较低的边际成本实现碳排放强度的显著下降，因此作用效果更为突出。

3. 行政等级异质性

城市行政等级差异会影响政策资源分布、政府财政分配及数据要素市场化程度等，进而影响数智化发展与降碳治理效能。为检验数智化发展对碳排放强度的影响是否存在行政等级异质性，本文参照赵涛等[29]的做法，将直辖市、副省级城市和省会城市划分为中心城市，其他地级市划分为外围城市，进行分组回归，结果如表 6 所示。可以看出，数智化发展能降低外围城市碳排放强度，而对中心城市的影响不显著。可能的原因是，中心城市凭借较高的行政等级，能够快速集聚资金与科创资源，环境治理体系与数字化转型基础扎实、配套完备，数智化发展的降碳效应已得到充分发挥，故影响不显著；而外围城市受行政层级限制，此前数字治理资源供给不足、环境监管程度偏低，随着区域数智化协同推进与中心城市的技术扩散，外围城市能够快速承接成熟的数字化治理模式，推动产业节能改造与监管效能提升，因此数智化的降碳效应更为明显。

表 6　异质性分析回归结果

变量	地理区位		城市规模		行政等级	
	东部城市	中西部城市	大中城市	小城市	中心城市	外围城市
DI	−0.019 4***	−0.067 8***	−0.016 9***	−0.205 8***	−0.005 0	−0.099 6**
	（0.003 7）	（0.024 1）	（0.002 6）	（0.070 1）	（0.010 1）	（0.041 0）
组间系数差异	−0.048 0***		−0.189 0***		0.207 0***	
系数差异 *P* 值	0.000 0		0.000 0		0.000 0	
常数项	0.004 1	−0.009 4	0.006 4**	−0.013 3	−0.002 5	0.000 3
	（0.004 1）	（0.008 1）	（0.003 2）	（0.011 3）	（0.004 8）	（0.004 9）
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
城市固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
样本量	970	1 590	1 650	910	340	2 220
R^2	0.213 3	0.094 8	0.129 5	0.109 6	0.093 1	0.105 6

五、进一步分析

根据前文理论分析，城市数智化发展对碳排放强度的影响可能存在空间溢出效应。为明确这种空间溢出效应，本文首先采用莫兰（*Moran's I*）指数对城市数智化发展与碳排放强度的空间关联性分别进行检验，结果如表 7 所示。可以看出，2014—2023 年间城市数智化发展与碳排放强度之间的 *Moran's I* 指数均显著为正，说明两者在空间上均呈现出正相关性，空间集聚特征明显。

表 7　*Moran's I* 指数检验结果

年份	W^1		W^2	
	CEI	*DI*	*CEI*	*DI*
2014	0.116 6***	0.154 9***	0.045 4***	0.062 7***
2015	0.284 4***	0.150 3***	0.096 3***	0.060 2***
2016	0.085 2***	0.134 1***	0.032 7***	0.054 5***
2017	0.164 6***	0.144 0***	0.071 1***	0.056 8***
2018	0.217 4***	0.120 6***	0.096 1***	0.050 4***
2019	0.205 1***	0.097 0***	0.089 9***	0.039 9***
2020	0.257 4***	0.073 5***	0.117 6***	0.026 7***
2021	0.144 9***	0.075 4***	0.068 2***	0.028 4***
2022	0.061 4***	0.067 0**	0.028 1***	0.024 5***
2023	0.034 0**	0.053 2***	0.014 3***	0.018 3***

为评估城市数智化发展的空间溢出效应，本文首先对所选用的空间计量模型进行识别与检验，结果如表 8 所示。通过 LM 检验和 Robust LM 检验可得，选择空间计量模型进行回归分析是合适的。通过 LR 检验和 Wald 检验发现，空间杜宾模型（SDM）不会退化为空间滞后模型（SLM）和空间误差模型（SEM）。因此，本文选择 SDM 双向固定效应模型对城市数智化发展的空间溢出效应进行检验。

表 8　模型识别检验结果

检验类型	W^1		W^2	
	统计量值	*P* 值	统计量值	*P* 值
LM-lag	229.839 0***	0.000 0	25.599 0***	0.000 0
Robust LM-lag	142.441 0***	0.000 0	20.366 0***	0.000 0
LM-error	131.090 0***	0.000 0	182.980 0***	0.000 0
Robust LM-error	43.692 0***	0.000 0	177.746 0***	0.000 0
LR-lag	18.640 0***	0.004 8	21.820 0***	0.001 3
LR-error	19.150 0***	0.003 9	21.730 0***	0.001 4
Wald-lag	18.680 0***	0.004 7	21.220 0***	0.001 7
Wald-error	19.160 0***	0.003 9	22.700 0***	0.000 9

在确定空间杜宾模型（SDM）的适用性后，本文用其检验城市数智化发展影响碳排放强度的空间效应。同时，为确保研究结果的稳健性，分别采用空间地理距离矩阵（W^1）与空间地理距离非对称矩阵（W^2）进行实证分析。表 9 为两种空间权重矩阵下城市数智化发展影响碳排放强度的空间效应检验结果。由列（1）和列（2）可得，空间自回归系数显著为正，验证了空间效应的存在。由列（3）和列（4）可得，城市数智化发展的空间交互项（*W*×*DI*）估计系数均显著为负，表明碳排放强度不仅受到本城市数智化发展的影响，还会受到邻近城市数智化发展的影响。可能的原因是，城市数智化发展能够通过知识技术以及治理经验等要素的跨区域扩散，推动邻近城市有效降低碳排放强度。

表 9　空间效应检验回归结果

变量	（1）W^1	（2）W^2	变量	（3）W^1	（4）W^2
DI	−0.027 9***	−0.030 4***	*W*×*DI*	−0.066 5**	−0.184 8***
	（0.006 9）	（0.006 9）		（0.026 6）	（0.054 4）
ρ	0.177 0***	0.300 0***			
	（0.055 3）	（0.150 2）			
控制变量	控制	控制	控制变量	控制	控制
城市固定效应	控制	控制	城市固定效应	控制	控制

表9(续)

变量	(1) W^1	(2) W^2	变量	(3) W^1	(4) W^2
年份固定效应	控制	控制	年份固定效应	控制	控制
样本量	2 560	2 560	样本量	2 560	2 560
R^2	0.030 3	0.049 3	R^2	0.030 3	0.049 3

为准确度量城市数智化发展影响碳排放强度的边际效应，本文参照勒萨奇（Lesage）[30] 的做法，运用偏微分方法将城市数智化发展影响碳排放强度的空间效应进行分解，回归结果如表 10 所示。可以看出，城市数智化发展影响碳排放强度间接效应的估计系数均在 1%水平下显著为负，城市数智化发展对碳减排存在正向空间溢出效应，即城市数智化发展不仅会对当地城市降碳治理产生影响，还会有效降低邻近城市碳排放强度，假设 3 得证。

表 10　空间效应分解回归结果

变量	W^1 直接效应	W^1 间接效应	W^1 总效应	W^2 直接效应	W^2 间接效应	W^2 总效应
DI	−0.028 5***	−0.085 0***	−0.113 6***	−0.030 9***	−0.278 4***	−0.309 3***
	(0.006 9)	(0.031 5)	(0.030 7)	(0.006 9)	(0.089 7)	(0.089 3)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
城市固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
样本量	2 560	2 560	2 560	2 560	2 560	2 560
R^2	0.030 3	0.030 3	0.030 3	0.049 3	0.049 3	0.049 3

六、结论与建议

本文以 2014—2023 年间中国 256 个地级及以上城市为研究样本，采用双向固定效应模型实证分析了城市数智化发展的降碳效应与作用机制。研究结论如下：第一，城市数智化发展能够降低碳排放强度，这一结论在经过缓解内生性问题、剔除特殊年份以及替换核心解释变量的测度方法等稳健性检验后依然成立；第二，异质性检验表明，城市数智化发展的降碳效应因城市地理区位、城市规模以及城市行政等级的不同而存在异质性，具体而言，数智化发展对降低中西部地区城市、小城市以及外围城市的碳排放强度更为明显；第三，机制检验表明，城市数智化发展能够通过增加政府环保投资以及推动企业绿色技术创新两条途径降低碳排放强度；第四，空间效应检验表明，城市数智化发展对碳减排存在正向空间溢出效应。

基于研究结论，本文提出以下政策建议：第一，统筹推进城市数智化建设，筑牢降碳治理基础。政府要不断完善数字基建布局，依托财政补助、税费减免等扶持手段，推动各地区加快 5G 基站、大数据中心建设，稳步提升城市数智化发展水平。同时，推动数智技术与环境治理深度融合，依托数字化手段精准监测污染排放，智能统筹治理举措。第二，实施差异化治理方案，针对性释放数智化降碳潜力。对于东部地区城市、中心城市，要侧重深化数智技术在高端低碳产业、环境监管中的场景创新，持续挖掘治理效能；而对于中西部地区城市、外围城市，要优先补齐数字基础设施、专业技术人才短板，加快传统高耗能产业智能化改造，充分发挥数智化环保红利，逐步缩小区域治理差距。第三，多渠道筑牢绿色治

理根基，激活多元治理主体活力。政府要加大环保资金投入，拓宽绿色投融资渠道；设立专项基金扶持绿色技术研发，助力企业智能化低碳转型。同时，政府部门要依托数智化平台加大环保宣教力度，普及绿色发展理念，引导居民践行低碳生活模式。第四，加强城市间协同联动，实现区域环境共治共进。各地区要打破城市间信息壁垒，搭建区域数智环保共享体系；健全区域联防联控与生态协同机制，依托产业链联动、政策协同等方式带动邻近城市改善环境，实现区域间的降碳治理共进。

参考文献：

[1]Liu F,Li A Q,Khan Y. PM2.5 neutrality goals:the role of government strengthen and digitalization in BRICS countries[J]. Air Quality, Atmosphere & Health,2024,17(11):2615-2629.

[2]金鑫,高煜. 数字技术与绿色技术融合的减碳效应研究:新质生产力的微观实现机制[J]. 经济学动态,2025(6):51-67.

[3]张文倩,安泽斌,郭也. 数字技术创新是否引发了“绿色悖论”:基于碳排放强度视角的研究[J]. 贵州财经大学学报,2026(4):95-106.

[4]李计广,宫方茗,王元彬. 人工智能技术创新如何影响制造业碳减排?[J]. 中国人口·资源与环境,2025,35(2):14-24.

[5]Hassan A,Ibrahim R L. Driving toward carbon neutrality in United States:do artificial intelligence shocks, energy policy uncertainty, green growth, and regulatory quality matter?[J]. Sage Open,2025,15(3):1-24.

[6]蔡海亚. 人工智能对碳减排的赋能效应:来自中国 284 个地级市面板数据的证据[J]. 中国地质大学学报(社会科学版),2026,26(2):57-72.

[7]王雅楠,李冰迅,张艺芯,等. 中国减污降碳协同效应时空特征与影响因素[J]. 环境科学,2024,45(9):4993-5002.

[8]檀菲菲,闫晨晓. 数字经济的减污降碳协同促进效应:以长三角城市群为例[J]. 环境科学,2025,46(7):4175-4185.

[9]Harrison G. The increasing complexity of enterprise big data[J/OL]. Database Trends and Applications,2015-04-08. https://www.dbta.com/Editorial/Think-About-It/The-Increasing-Complexity-of-Enterprise-Big-Data-102972.aspx.

[10]边靓,卢天圆,刘天利,等. 中国数智化发展与减污降碳耦合协调及其驱动机制研究[J]. 环境科学研究,2026,39(3):521-532.

[11]Reddy G S,Reddy M,Chaitanya K,et al. Environmental sustainability in the digital age:the role of smart technologies in agriculture, urban development, and energy management[J]. International Journal of Environment and Climate Change,2025,15(1):12-24.

[12]李俊明,魏雯琪,张鹏,等. 中国市域数字经济发展对减污降碳协同的促进效应及其空间分异[J]. 经济地理,2023,43(12):169-180.

[13]胡政,徐盈之,武博薇. 数智化发展对能源消费低碳转型的影响及机制研究[J]. 自然资源学报,2026,41(5):1578-1599.

[14]陈诗一,卢娟,栾雨晴. 产业链协同视角下公共数据开放与制造业污染减排[J]. 经济学动态,2025(12):34-51.

[15]刘耀彬,邓伟凤,李硕硕,等. 数字产业集聚对减污降碳协同的影响:以长江经济带为例[J]. 资源科学,2024,46(4):744-760.

[16]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.

[17]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.

[18]汪克亮,赵斌,许如玉. 区域一体化对碳排放强度的影响:基于国家级城市群政策的考察[J]. 中国人口·资源与环境,2025,35(8):27-39.

[19]刘华珂,李旭超,聂禾,等. AI 时代:城市数智化转型与企业创新[J]. 中国软科学,2024(2):38-54.

[20]张云,柏培文. 数智化如何影响双循环参与度与收入差距:基于省级—行业层面数据[J]. 管理世界,2023,39(10):58-83.

[21]魏下海,张沛康,杜宇洪. 机器人如何重塑城市劳动力市场:移民工作任务的视角[J]. 经济学动态,2020(10):92-109.

[22]王艳,苏怡. 绿色发展视角下中国节能减排效率的影响因素:基于超效率 DEA 和 Tobit 模型的实证研究[J]. 管理评论,2020,32(10):59-71.

[23]王馨,王营. 绿色信贷政策增进绿色创新研究[J]. 管理世界,2021,37(6):173-188.

[24]白婷婷,綦勇. 数字经济对减污降碳协同发展的影响研究:基于绿色技术创新的中介作用分析[J]. 科研管理,2026,47(1):132-142.

[25]黄群慧,余泳泽,张松林. 互联网发展与制造业生产率提升:内在机制与中国经验[J]. 中国工业经济,2019(8):5-23.

[26]王可,董战峰. 我国省域减污-降碳-增效的时空耦合协调分析[J]. 环境科学研究,2025,38(7):1462-1473.

[27]杨平,吕雁琴,朱智猛. 数字化转型赋能企业碳排放管理研究:基于 CSMAR 数字化转型指标的分析[J]. 中南财经政法大学学报,2025(2):112-123.

[28]刘满凤,李昕耀,周楚君. 中国市域数字基础设施水平及其“降碳—增效”效应[J]. 经济地理,2025,45(8):20-30.

[29]赵涛,张智,梁上坤. 数字经济、创业活跃度与高质量发展:来自中国城市的经验证据[J]. 管理世界,2020,36(10):65-76.

[30]LeSage J,Pace R K. Introduction to spatial econometrics[M]. Boca Raton,FL:CRC Press,2009.

Carbon Reduction Effect of Urban Digital-Intelligent Development

WANG Fengjuan, ZHANG Mingdou
(Dongbei University of Finance and Economics, Dalian 116025)

Abstract: During the critical period of China's pursuit of Chinese modernization, green and low-carbon development has become a strategic pathway for coordinating high-quality economic development with high-level ecological and environmental protection. At present, China's industrial and energy structures still exhibit considerable rigidity, and the pressure to reduce carbon emissions remains substantial. As a key vehicle of the new round of technological revolution, digitalization and intelligentization have opened up new avenues for carbon emission governance. Compared with total carbon emissions, carbon emission intensity more objectively reflects the true level of urban low-carbon development. Against this backdrop, a systematic examination of the carbon-reduction effects of urban digital-intelligent development is of great significance for unlocking the environmental dividends of digitalization and promoting urban green transformation.

Using a sample of 256 Chinese cities at the prefecture level and above, this study empirically analyzes the carbon-reduction effects and mechanisms of urban digital-intelligent development from 2014 to 2023. The results show that urban digital-intelligent development significantly reduces carbon emission intensity. Mechanism analysis indicates that such development lowers carbon emission intensity through two channels: increasing government environmental investment and promoting corporate green technology innovation. Heterogeneity analysis reveals that the carbon-reduction effect is more pronounced in cities in the central and western regions, small cities, and peripheral cities. Further analysis demonstrates that urban digital-intelligent development exerts a significant positive spatial spillover effect on carbon reduction.

This study offers the following policy implications. First, urban digital-intelligent development should be advanced in a coordinated manner to consolidate the foundation for carbon governance. Second, differentiated governance strategies should be implemented to tap the carbon-reduction potential of digital-intelligent development in a targeted manner. Third, green governance foundations should be strengthened through multiple channels to stimulate the vitality of diverse governance actors. Fourth, inter-city coordination should be enhanced to achieve regional environmental co-governance and common progress.

This study provides three key contributions. First, it integrates urban digital-intelligent development and carbon emission intensity into a unified analytical framework, systematically examining the impact and spatial spillover effects of digital-intelligent development on carbon emission intensity, thereby enriching research on the environmental governance effects of urban digital-intelligent development. Second, from the dual dimensions of the government environmental investment effect and the corporate green technology innovation effect, it identifies the internal mechanisms through which urban digital-intelligent development affects carbon emission intensity, providing empirical evidence for further clarifying the channels of influence. Third, it investigates the heterogeneous effects from the perspectives of geographical location, city size, and administrative hierarchy, offering a theoretical basis for precisely formulating differentiated environmental governance strategies and optimizing urban digital-intelligent development pathways across regions.

Keywords: urban digital-intelligent development; carbon emission intensity; government environmental protection investment; enterprise green technology innovation; green and low-carbon development

（编校：姚望春；高立红）