

doi: 10.19920/j.cnki.jmsc.2026.02.009

我国制造业集聚的碳排放绩效研究^①

——数字化创新与经济政策不确定性多层调节视角

彭 慧^{1,2}, 鲁耀斌^{1*}

(1. 华中科技大学管理学院, 武汉 430074; 2. 中国科学院数学与系统科学研究院, 北京 100190)

摘要: 制造业集聚和节能减排分别作为我国高质量发展的重要抓手和目标函数, 显著受到数字化创新水平和经济政策不确定性的影响。基于数字化创新的双重角色和经济政策不确定性的层次调节作用, 本研究采用省份面板数据, 运用空间杜宾模型结合多情景分析, 就制造业集聚对碳排放绩效的影响展开深入探讨。研究发现制造业集聚与碳排放绩效之间存在“N”型曲线关系, 当制造业集聚达到一定阈值之后, 表现出促进经济增长和碳排放绩效的双赢局面。数字化创新具有双重角色: 作为结果, 数字化创新与碳排放绩效之间呈现出倒“U”型曲线关系; 作为过程, 正向调节制造业集聚与碳排放绩效之间的关系, 而在更高的经济政策不确定性情景下, 数字化创新则表现出更强的正向调节作用。进一步分析表明, 在不同情景组合下, 制造业集聚分别表征出差异化的特征影响碳排放绩效。本研究为促进制造业高质量发展, 实现双碳目标和促成中国式现代化提供了有益的政策建议。

关键词: 制造业集聚; 碳排放绩效; 数字化创新; 经济政策不确定性; 多情景分析

中图分类号: F424 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-9807(2026)02-0156-19

0 引言

党的十八大以来, 在“绿水青山就是金山银山”理念指引下, 我国绿色、循环、低碳发展迈出坚实步伐, 生态文明建设取得了举世瞩目的历史性成就。尽管如此, 我国生态环境结构性、根源性、趋势性压力尚未得到根本缓解, 碳排放总量居高不下等问题依然突出。2024年3月, 国际能源署(IEA)发布的《2023年碳排放报告》指出, 中国2023年的CO₂排放量增长约5.65亿吨, 是迄今为止全球最大的增幅。与此同时, 党的二十大指出制造业高质量发展是我国经济绿色转型发展的重中之重, 同时, “中国制造2025”强调经济高质量发展和生态文明建设的重点在于促进我国由制造大国转变成制造强国, 要利用制造业集中化的优势

降低能源消耗和碳排放, 实现绿色低碳发展^[1]。随着新型城镇化、区域一体化和城市群建设等区域发展战略的稳步推进, 利用制造业集聚优势推动碳排放绩效是促进经济社会发展全面绿色转型的总抓手, 是建设人与自然和谐共生现代化的必然要求^[2,3]。

制造业集聚和提升碳排放绩效分别作为我国高质量发展的重要推力和目标函数, 两者间存在不可忽视的内在联系^[4]。一方面, 制造业集聚引致生产规模扩张和用地紧张, 加速能源消耗, 导致潜在的“拥塞效应”, 对碳排放绩效造成不利影响。以往研究分别运用省份、城市和企业数据数据阐明了集聚效应引致空气污染和资源过度开发, 所带来的负外部性进一步恶化了区域的碳排放绩效^[2]。另一方面, 制造业集聚带来的规模经济降

① 收稿日期: 2022-03-08; 修订日期: 2024-03-24。

基金项目: 国家社会科学基金资助哲学社会科学领军人才项目(22VRC153); 博士后创新人才支持计划资助项目(BX20240405); 中国博士后科学基金资助项目(2024M753427)。

通讯作者: 鲁耀斌(1966—), 男, 湖北孝感人, 博士, 教授, 博士生导师。Email: luyb@hust.edu.cn

低了单位产出的污染排放,并通过基础设置共享及知识技术溢出提升了碳排放绩效^[5]。Krugman^[6]首次从规模经济角度解释了集聚对环境产生的正外部性,Ehrenfeld^[7]和Zeng和Zhao^[8]则进一步运用产业生态学和一般均衡框架理论探讨了制造业集聚提升环境绩效的内里成因。也有研究发现集聚与环境效益呈非线性关系,如倒“U”^[9]、“U”型^[10]曲线关系。有关产业集聚与环境绩效间的研究成果较为丰富,然而制造业集聚与碳排放绩效的非线性关系仍有待深入探讨。

随着“两化融合”战略的稳步推进,数字化创新赋能制造业集聚被视为推动碳排放绩效的重要推力^[1,11]。尽管多数研究显示,数字化创新在解决环境问题方面具有显著优势,这是因为数字化创新通过利用大数据分析、人工智能等新兴技术,实现了智能化的生产与分配、空气污染的追踪以及碳捕获与储存,并推动产业结构高级化、合理化和升级化^[12,13],由此带来技术红利和结构红利提升了碳排放绩效^[14,15]。然而由于存在多重“反弹效应”^[16]及潜在的“杰文斯悖论”^[17],数字化创新“赋能”抑或“负能”碳排放绩效仍有待探索。以往研究表明使用大量电子设备的智能工厂将比传统工厂消耗更多能源^[18],也有研究人员原则上不否认反弹效应,但估计其作用较小^[19]。尽管数字化创新得到了较为丰富的研究,但关于数字化创新是否赋能制造业集聚提升碳排放绩效,以及在何种情景下追求数字化创新仍有待考察。据此本研究提出数字化创新对碳排放绩效的影响可能与数字化创新影响碳排放绩效的两种相互联系的方式有关。作为结果,数字化创新直接影响碳排放绩效,鉴于以往研究中存在的不一致结论,本研究提出一种曲线关系以探讨两者间的相互作用关系;作为过程,数字化创新反映为一种能力,通过赋能制造业集聚,从而提高了碳排放绩效。一个典型的例子是“虚拟集聚”的产生缓解了制造业集聚带来的拥塞效应,同时也打破了新经济地理理论,加速了人才、知识、技术和信息要素在更大范围内的流动^[20]。尽管有研究表明数字化创新可以提升产业集聚区资源利用效率^[21],但鲜有研究对这种调节作用进行系统论证和实证检验。

同时,为深入理解制造业集聚与数字化创新在不同情景下对碳排放绩效的影响,本研究引入

经济政策不确定性这一情景因素。近年来,中国政府推出了多项旨在促进经济复苏的宏观经济政策,如“中国制造2025”、“绿色低碳发展”等。这些政策无疑对实现又好又快的高质量发展具有重要意义,但政策的颁布时机和实施方向增加了数字化创新的不确定性^[22]。以往研究就经济政策不确定性如何影响创新以及创新与碳排放绩效间的关系得出了不一致的研究结论。部分研究表明高经济政策不确定性会阻碍创新投资和经济增长,提升了碳排放绩效^[23],有研究对此持相反观点,认为政策不确定性不利于技术创新而抑制了碳排放绩效^[24],也有研究指出经济政策不确定性在这两者关系中起到了负向调节作用^[25]。鉴于先前研究的不一致结论,本研究假设经济政策不确定性在数字化创新对制造业集聚与碳排放绩效的赋能作用中发挥层次调节作用,并进行实证研究以探究不同结论的原因。具体来说,预期更高的经济政策不确定性会加强数字化创新在制造业集聚与碳排放绩效之间的调节作用。

本研究具有以下四点边际贡献:第一,本研究通过数理模型推导结合实证研究表明制造业集聚与碳排放绩效之间具有“N”型曲线关系,并对其中原因进行了详细阐述和深入分析,补充拓展以往关于制造业集聚与碳排放绩效的相关文献;第二,本研究首次从数字化创新是结果和过程统一的崭新视角,对其双重角色进行实证研究,区别于以往研究中仅考察数字化创新对碳排放绩效所产生的积极抑或消极影响,本研究认为作为结果,数字化创新直接影响碳排放绩效;作为过程,数字化创新在制造业集聚和碳排放绩效中发挥调节作用,并得出了有意思的研究结论,丰富和拓展了以往相关研究并提供新研究视角;第三,本研究首次考察了经济政策不确定性的层次调节作用。鉴于以往研究中关于经济政策不确定性对创新以及创新与碳排放绩效间产生的不一致的研究结论,本研究对经济政策不确定性的层次调节作用进行规范阐述并展开实证研究,以解释以往研究中出现的不一致的研究结论。区别于以往研究中的单层调节作用,本研究首次从“调节的调节”角度就经济政策不确定性对制造业集聚与碳排放绩效间的影响机理进行实证考察,本研究为深入剖析变量间的多层影响机制提供了一般借鉴;最后,本

研究运用多情景分析首次归纳提炼了制造业集聚在不同情景下体现出的特性.通过拆样本分析结合多情景讨论,归纳出制造业集聚在四种不同情景下体现出来的“共享性”、“柔性”、“韧性”和“风险性”特征,为制造业高质量发展及加快碳减排进程提供有利的政策靶点.

1 理论基础与研究假设

1.1 制造业集聚与碳排放绩效

制造业集聚指制造业及其相关产业在特定地理区域内的聚集,人才、资本和技术等要素在空间内趋于集中的过程.制造业集聚作为具有显著地理特征的生产活动,是影响碳排放绩效的重要因素. Ciccone 和 Hall^[26] 首次提出了产出密度模型研究集聚的外部性,为空间生产活动中集聚效应的研究提供了理论基础.进一步地, Ushifusa 和 Tomohara^[27] 对该模型进行了简化,来探究产出密度对生产率的影响.本研究参考以上研究的理论模型,提出制造业集聚影响碳排放绩效的理论框架.首先,仅考虑资本和劳动力投入的产出密度模型可以表示为

$$f_i(K, L, Y, S) = \frac{Y_i}{S_i} = A_i \times \left[\left(\frac{K_i}{S_i} \right)^\alpha \left(\frac{L_i}{S_i} \right)^{1-\alpha} \right]^\theta \left(\frac{Y_i}{S_i} \right)^{\frac{\lambda-1}{\lambda}} \quad (1)$$

其中 $f_i(\cdot)$ 表示单位面积制造业产出,用以反映制造业集聚水平;下标 i 表示区域, Y_i 为制造业产出, S_i 为区域 i 的面积; A_i 为希克斯中性技术参数; K_i 和 L_i 分别表示制造业资本和劳动力投入; α 表示制造业资本相对于劳动投入的产出贡献率且 $\alpha \in (0, 1)$; θ 表示制造业资本和劳动投入相对于土地要素的产出贡献率且 $\beta \in (0, 1)$; $\frac{\lambda-1}{\lambda}$ 表示产出密度弹性.

式(1)与经典的柯布-道格拉斯生产函数的不同之处在于参数 θ 和 $\left(\frac{Y_i}{S_i}\right)^{\frac{\lambda-1}{\lambda}}$ 这一项. θ 反映了“拥塞效应”, θ 的减小意味着拥塞效应造成的生产效率的降低; λ 反映了集聚效应, $\left(\frac{Y_i}{S_i}\right)^{\frac{\lambda-1}{\lambda}}$ 则表示制造业集聚的外部性, $\lambda > 1$ 时制造业集聚表现为正外

部性.

然而,上述模型中并未考虑能源要素投入和环境污染产出,而两者均是投入产出模型的关键变量^[28].因此,本研究将能源要素作为投入要素,将二氧化碳排放作为非期望产出引入式(1)可得

$$g_i(K, L, E, Y, C, S) = \frac{Y_i + C_i}{S_i} = A_i \times \left[\left(\frac{K_i}{S_i} \right)^\alpha \left(\frac{L_i}{S_i} \right)^\beta \left(\frac{E_i}{S_i} \right)^{1-\alpha-\beta} \right]^\theta \left(\frac{Y_i + C_i}{S_i} \right)^{\frac{\lambda-1}{\lambda}} \quad (2)$$

其中 $g_i(K, L, E, Y, C, S)$ 表示考虑能源要素投入和碳排放后的单位面积制造业产出, β 表示制造业劳动投入相对于土地要素的产出贡献率, θ 表示制造业资本、劳动和能源要素投入相对于土地要素的产出贡献率.其余变量和参数设定同上.本研究假设区域内的劳动力和资本均衡分布,此时资本的边际生产价格为资本价格 r ,由此可得资本密度

$$\frac{K_i}{S_i} = \frac{\beta\theta}{r} \frac{Y_i + C_i}{S_i} \quad (3)$$

将式(3)代入式(2)可得

$$1 + \frac{C_i}{Y_i} = A_i^{\frac{\lambda}{1-\alpha\theta\lambda}} \left(\frac{\beta\theta}{r} \right)^{\frac{\alpha\theta\lambda}{1-\alpha\theta\lambda}} \left(\frac{Y_i}{L_i} \right)^{\frac{-\beta\theta\lambda}{1-\alpha\theta\lambda}} \times \left(\frac{E_i}{Y_i} \right)^{\frac{(1-\alpha-\beta)\theta\lambda}{1-\alpha\theta\lambda}} \left(\frac{Y_i}{S_i} \right)^{\frac{\theta\lambda-1}{1-\alpha\theta\lambda}} \quad (4)$$

由于 $\ln\left(1 + \frac{C_i}{Y_i}\right) \approx \frac{C_i}{Y_i}$, 对式(4)两边取自然对数后取倒数可得

$$\frac{Y_i}{C_i} = 1 / \left[\phi_i - \frac{\beta\theta\lambda}{1-\alpha\theta\lambda} \ln\left(\frac{Y_i}{L_i}\right) + \frac{(1-\alpha-\beta)\theta\lambda}{1-\alpha\theta\lambda} \times \ln\left(\frac{E_i}{Y_i}\right) + \frac{\theta\lambda-1}{1-\alpha\theta\lambda} \ln\left(\frac{Y_i}{S_i}\right) \right] \quad (5)$$

其中 $\phi_i = \frac{\lambda}{1-\alpha\theta\lambda} \ln A_i + \frac{\alpha\theta\lambda}{1-\alpha\theta\lambda} (\ln \alpha\theta - \ln r)$, 式

(5) 左边 $\frac{Y_i}{C_i}$ 为单位 CO₂ 排放的制造业产出,即制造业的碳生产率.碳生产率是连接经济增长和环境保护的重要“桥梁”.式(5)表明制造业碳排放绩效受制造业劳动生产率 $\frac{Y_i}{L_i}$, 制造业能源强度 $\frac{E_i}{Y_i}$ 和制造业集聚水平 $\frac{Y_i}{S_i}$ 的影响.碳排放绩效 $\left(\frac{Y_i}{C_i}\right)$ 对制造业集聚水平 $\left(\frac{Y_i}{S_i}\right)$ 求导可得斜率

$$k = -\frac{\theta\lambda - 1}{1 - \alpha\theta\lambda} \left[\phi_i - \frac{\beta\theta\lambda}{1 - \alpha\theta\lambda} \ln\left(\frac{Y_i}{L_i}\right) + \frac{(1 - \alpha - \beta)\theta\lambda}{1 - \alpha\theta\lambda} \times \ln\left(\frac{E_i}{Y_i}\right) + \frac{\theta\lambda - 1}{1 - \alpha\theta\lambda} \ln\left(\frac{Y_i}{S_i}\right) \right]^2$$

$$= -\frac{\theta\lambda - 1}{1 - \alpha\theta\lambda} \left(\frac{Y_i}{C_i}\right)^2 \quad (6)$$

由以上计算可以看出,不同阶段的斜率与产出密度弹性、制造业劳动投入相对于土地要素的产出贡献率以及制造业资本、劳动和能源要素投入相对于土地要素的产出贡献率相关。进一步对制造业集聚水平和碳排放绩效分析可以发现

1) 如图 1 所示,当 $1 < \lambda < \frac{1}{\theta}$ 时,碳排放绩效随制造业集聚水平的提高而提升。在制造业集聚起步阶段,相比于松散的制造生产,制造业集聚有利于共享基础设施,节约运输成本,促进副产品循环利用,提高生产和资源使用效率。与此同时,此阶段制造业集聚规模较小,产生的碳排放也相应较小。相比之下,由基础设施共享、成本节约和效率提升所带来的正外部性大于规模效应带来的负外部性,使得制造业集聚对碳排放绩效的效益为正。

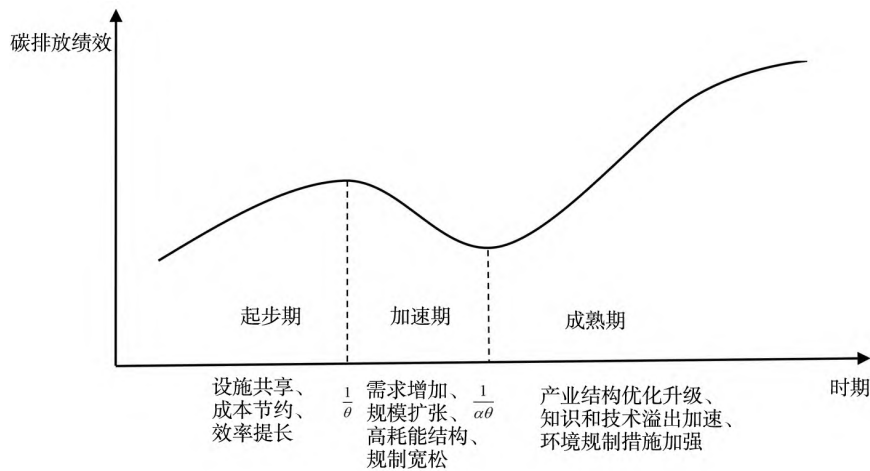


图 1 不同外部性条件下制造业集聚对碳排放绩效的影响

Fig. 1 The impact of manufacturing agglomeration on carbon emission performance under different externality conditions

2) 当 $\frac{1}{\theta} < \lambda < \frac{1}{\alpha\theta}$ 时,碳排放绩效随制造业集聚水平提高而降低。在制造业集聚的加速增长阶段,随着工业化和城市化进程快速推进,需求快速扩张和生产规模迅速扩大,高耗能制造业行业结构导致了高强度的能源消耗和环境污染。与此同时,制造业集聚也带来了土地资源紧张和用地成本上升,加剧了拥塞效应。此外,加上此阶段环境规制强度较弱,制造业集聚区未能形成较强环境保护意识,粗放式增长导致污染物集中排放,超出集聚区自净能力范围。此阶段由制造业集聚带来的规模扩张、用地紧张和拥塞效应的负外部性超过了技术和知识外溢所带来的正外部性,粗放式增长使得制造业集聚对碳排放绩效的效益为负。

3) 当 $\lambda > \frac{1}{\alpha\theta}$ 时,碳排放绩效随制造业集聚水平提高而提升。在制造业集聚成熟期,其正外部性

得到充分发挥。首先,新一代信息革命推动了制造业集聚区产业结构合理化和升级化,促进了产业结构朝着“清洁”方向发展。其次,以物联网和人工智能为代表的信息技术与实体经济的深度融合推动了“虚拟集聚”的产生和发展,缓解了拥塞效应;同时也推动了知识流动、技术溢出和资源优化配置,加速了制造业集聚区匹配、学习和共享效应的发挥。此外,政府采取了日益严格的环境规制措施,加强了集聚区的环境监管,淘汰落后产能并倒逼绿色技术创新,粗放式增长转为集约式发展。此阶段,由产业结构优化升级、知识和技术溢出、环境规制加强和集约式发展使得制造业集聚对碳排放绩效的效益为正。

假设 1 制造业集聚与碳排放绩效存在“N”型曲线关系,也即是随着制造业集聚水平的提高,碳排放绩效表现出上升 - 下降 - 上升的变化趋势。

1.2 数字化创新的双重角色

数字化创新作为过程和结果的双重角色引起了少数学者关注,本研究将其总结在表1中。作为结果,数字化创新突出地表现为产品、服务和商业模式数字化,直接影响碳排放绩效;作为过程,数字化创新有利于赋能制造业集聚提升碳排放绩效,本研究立足于数字化创新的双重角色进行实证考察。

作为结果,数字化创新直接影响碳排放绩效。本研究通过提出一种曲线关系来考虑以往研究中出现的正面抑或负面的研究观点,即一定范围内

的数字化创新有利于碳排放绩效提升,而过高的数字化创新会导致相反效果。其中,高数字化创新水平下对碳排放绩效的不利影响被称为“反弹效应”^[16]。数字化创新允许更高效地生产产品,但也导致了更多能源密集型行为。当数字化创新使得产品和服务更具吸引力时会增加其使用频率^[34],使用量的增加抵消了部分积极影响,在最坏的情况下可能会“吞噬”所带来的积极影响。本研究认为数字化创新在一定阈值内对碳排放绩效具有积极影响,直到它达到一个临界点,超过这个临界点,过度数字化创新将对碳排放绩效不利。

表1 数字化创新作为过程和作为结果的双重角色

Table 1 Dual roles of digital innovation as a process and as an outcome

文献	作为过程	作为结果
[29]	“数字创新是指在创新过程中对数字技术的运用”	“数字化创新也可以用来描述创新的全部或部分结果”
[30]	“通过使用数字技术带来新的业务流程,以新方式生产并实现技术变革”	“使用数字技术带来新的市场产品,创造新价值的物理组件相结合的数字技术”
[31]	“层次模块架构中的数字组件的一种重组”	“数字化能力嵌入到纯物理物质中的产物”
[32]	“通过数字化资源实现生产的优化配置”	“创造有数字功能的新人工制品”
[33]	“云计算等数字技术与非数字产品和服务相结合”	“数字组件和物理组件的重新组合以产生新产品”

假设 2a 数字化创新与碳排放绩效之间呈现出倒“U”型曲线关系。

作为过程,数字化创新赋能制造业集聚提升碳排放绩效。首先,数字化创新提升管理能效,减少资源消耗。智能制造能够借助大数据、工业互联网和人工智能等数字化技术有效支撑制造业聚集区域全要素、全产业链、全价值链信息的无缝衔接,大力提升生产效率、管理能效和减少资源消耗。其次,数字化创新推动资源整合,缓解拥塞效应。数字化创新赋能新兴产业集聚形态——“虚拟集聚”的产生与发展,有利于突破资源利用过程中的空间束缚,充分融合实体资源和信息资源,缓解了地理集聚造成的拥塞效应。同时,业务流程数字化、智能制造和数字化办公有助于推动资源匹配、多元整合和灵活利用。最后,数字化创新加速要素流动,促进资源优化配置。数字化创新打破了新经济地理理论,加速了集聚区人才、知识、技术和信息要素在更大范围内流动,推动资源配置效率提升^[35]。

假设 2b 数字化创新正向调节制造业集聚与碳排放绩效之间的关系。

1.3 经济政策不确定性的层次调节作用

制造业集聚的碳排放绩效显著地受到经济政策不确定性的层次调节作用的影响。资源基础理论和信息系统理论都强调环境不确定性的重要性,而在各种不确定性来源中,政府经济政策调整是主要原因^[36]。本研究认为经济政策不确定性在数字化创新对制造业集聚与碳排放绩效的赋能作用中发挥层次调节作用。具体而言,本研究预计数字化创新对制造业集聚与碳排放绩效的调节作用将随着经济政策不确定性的增加而增加,主要原因总结为以下三点。

首先,经济政策不确定性情景下,制造业集聚区更可能减少节能减排的努力,导致含糊不清的排放。经济政策不确定性加剧了信息不对称,使得制造业集聚地在环保投入上易表现出“你多投,我就少投”,污染排放上表现出“你多排,我也多排”的策略性行为^[37]。因而经济政策不确定性情景下需要数字化创新反映出更高水平,对制造业集聚区的污染排放行为进行智能检测和智慧跟踪,强化数字化监管,避免出现“公地悲剧”问题。其次,从资源配置角度审视,经济政策不确定性加

剧了信息不对称,而高度的信息不对称可能导致制造业集聚区的“道德风险”和“逆向选择”问题,进而导致资源错配及浪费。此情景下需数字化创新反映出更高水平来降低信息获取成本和难度,增强信息透明度以提高资源利用效率。最后,经济政策不确定性情景下,科学合理决策以减少不确定性的冲击被认为是更加必要的。经济政策不确定性使得制造业集聚区生产和创新投资面临

更大的风险和挑战^[38]。而人工智能、大数据和云计算等数字技术的合理使用有助于提升集聚地科学决策水平以优化资源配置,即经济政策不确定性情景下,需要数字化创新反映出更高水平,以推动制造业集聚区的碳排放绩效。

假设 3 经济政策不确定性增强了数字化创新在制造业集聚与碳排放绩效间的调节作用。

具体而言,研究模型和研究假设如图 2 所示。

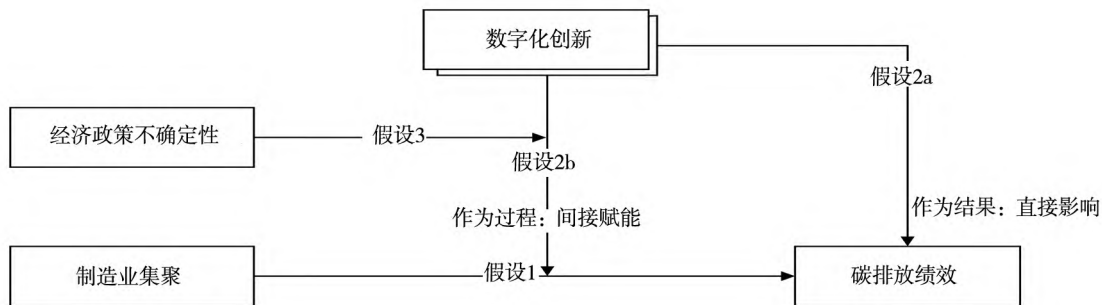


图 2 研究模型与研究假设

Fig. 2 Research model and research hypothesis

2 模型、变量与数据

2.1 实证模型

2.1.1 制造业集聚对碳排放绩效影响的检验模型

考虑到制造业集聚和碳排放绩效存在空间相关性,忽略变量的空间溢出效应易导致有偏差的估计结果,因此本研究选择空间计量模型进行估计。相较于空间滞后模型(spatial lag model, SLM)和空间误差模型(spatial error model, SEM),空间杜宾模型(Spatial Dubin Model, SDM)综合了因变量和自变量的空间滞后因子对因变量的影响,因而可以有效地从时间和空间两个维度捕捉溢出效应。为检验研究假设 1 构建 SDM 模型

$$CEP_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 MA_{it} + \alpha_2 MA_{it}^2 + \alpha_3 MA_{it}^3 + \phi X_{it} + \rho_1 \sum_{j=1}^n W_{ij} CEP_{jt} + \rho_2 \sum_{j=1}^n W_{ij} MA_{jt} + \mu_i + \nu_t + \varepsilon_{it} \quad (7)$$

其中下标 i 和下标 t 分别表示省份和年份, CEP_{it} 表示碳排放绩效; MA_{it} 表示制造业集聚水平,为检验研究假设 1,本研究引入制造业集聚的二次项(MA_{it}^2)和三次项(MA_{it}^3)来分析制造业集聚对

碳排放绩效的“N”型曲线关系。 X_{it} 表示一系列控制变量, W_{ij} 表示空间权重矩阵, μ_i 、 ν_t 和 ε_{it} 分别表示地区固定效应、时间固定效应和随机扰动项。

2.1.2 数字化创新的双重角色检验模型

为检验研究假设 2a 和研究假设 2b,本研究引入数字化创新的一次项(DI_{it})、二次项(DI_{it}^2)以及数字化创新和制造业集聚的交互项($DI_{it} \times MA_{it}$)构建如下模型

$$CEP_{it} = \beta_0 + \beta_1 MA_{it} + \beta_2 MA_{it}^2 + \beta_3 MA_{it}^3 + \beta_4 DI_{it} + \beta_5 DI_{it}^2 + \beta_6 DI_{it} \times MA_{it} + \phi X_{it} + \theta_1 \sum_{j=1}^n W_{ij} CEP_{jt} + \theta_2 \sum_{j=1}^n W_{ij} MA_{jt} + \theta_3 \sum_{j=1}^n W_{ij} DI_{jt} + \mu_i + \nu_t + \varepsilon_{it} \quad (8)$$

其中 DI_{it} 表示数字化创新水平, $DI_{it} \times MA_{it}$ 表示制造业集聚和数字化创新的交互项,其他变量和参数设定同上。

2.1.3 经济政策不确定性的层次调节作用检验模型

为检验研究假设 3,本研究引入经济政策不确定性、制造业集聚和数字化创新三者的交互项来检验经济政策不确定性的层次调节作用,由此构建模型

$$\begin{aligned}
CEP_{it} = & \gamma_0 + \gamma_1 MA_{it} + \gamma_2 MA_{it}^2 + \gamma_3 MA_{it}^3 + \\
& \gamma_4 DI_{it} + \gamma_5 DI_{it}^2 + \gamma_6 EPU_{it} + \\
& \gamma_7 DI_{it} \times MA_{it} + \\
& \gamma_8 EPU_{it} \times DI_{it} \times MA_{it} + \eta X_{it} + \\
& \delta_1 \sum_{j=1}^n W_{ij} CEP_{jt} + \delta_2 \sum_{j=1}^n W_{ij} MA_{jt} + \\
& \delta_3 \sum_{j=1}^n W_{ij} DI_{jt} + \delta_4 \sum_{j=1}^n W_{ij} EPU_{jt} + \\
& \mu_i + \nu_t + \varepsilon_{it} \quad (9)
\end{aligned}$$

其中 EPU_{it} 表示经济政策不确定性, $EPU_{it} \times DI_{it} \times MA_{it}$ 表示经济政策不确定性、制造业集聚和数字化创新的交互项, 其他变量和参数设定同上。

2.2 变量说明

1) 碳排放绩效 (CEP). 采用制造业的碳生产率来计算碳排放绩效, 即 GDP 与碳排放的比率. 结合《2006年 IPCC 国家温室气体清单指南》第2卷提出的方法, 对包括原煤、型煤、精煤、焦炭、焦炉煤气、其他煤气、其他洗煤、其他焦化产品、煤油、柴油、原油、液化石油气、炼油厂气、汽油、燃料油、其他石油产品和天然气在内的 17 种化石燃料所产生的碳排放进行测算。

2) 制造业集聚 (MA). 参考 Yan 和 Huang^[39] 的研究, 采用制造业产出密度, 即制造业产出与土地面积之比进行测度. 由于省级层面的制造业产值和增加值数据缺失较为严重, 参考张诚和赵刚^[40] 的方法, 本研究采用各省份制造业销售产值衡量制造业产出, 并用工业品出厂价格指数将各省份制造业销售产值折算为 2006 年不变价格水平的实际产值。

3) 数字化创新 (DI). 参考王峰正^[41] 的研究, 综合从数字基础、数字投入、数字经济和数字应用四个维度构建综合指标体系来测度数字化创新水平. ①数字基础. 采用 IPv4/6 地址权重、工业互联网平台数、互联网宽带普及率、长距离光缆线路长度和宽带忙闲时加权平均可用下载速率六个分项指标表征; ②数字化创新投入. 采用每万人每万平方公里信息传输、计算机服务和软件业固定资产

投资、每百家企业拥有研究机构数、平均 R&D 人员全时当量、平均 R&D 内部经费投入五个指标来衡量; ③数字经济水平. 综合从人均电信业务总量、人均软件业务收入、人均信息技术服务收入、有电子商务交易活动的企业数比重、企业平均电子商务销售额和互联网百强企业数六个指标测度; ④数字化应用. 综合采用每万人信息传输、计算机服务和软件业法人单位数、每百人使用计算机数、每百家企业拥有网站数、每万人域名数、每万人拥有网站数、大数据政用指数、大数据商用指数和大数据民用指数进行测度. 最后, 结合熵权法得到数字化创新水平综合指数值。

4) 经济政策不确定性 (EPU). 参考 Baker 等^[42] 和 Yu 等^[36] 的研究构建了省份经济政策不确定性指标. 本研究从经济 (E) ②、政策 (P) ③、不确定 (U) ④这三个方面进行关键词筛选. 首先, 根据《政府工作报告》和中央政府过去 50 年的五年规划进行词频统计, 手动筛选出与经济政策相关的高频关键词. 然后从《人民日报》、《光明日报》、《经济日报》中分别随机抽取了 3 000 篇文章, 采用机器学习方法检验这 9 000 篇文章是否都与经济政策有关. 为了避免因综合性报纸不同版面 (如经济版、政治版、生活版等) 变动造成的系统性偏差, 本研究采用目标文章数除以当年包含“经济”关键词的全部文章进行测度. 最后, 使用标准差对各个省份的目标文章比例进行标准化得到省份 EPU 指数。

考虑到影响碳排放绩效因素众多, 引入一组相关控制变量: 1) 工业结构 (IS): 采用工业增加值占 GDP 的比重表征; 2) 能源消费结构 (ES): 采用煤炭占能源消费总量的比重测度; 3) 城市化水平 (UL): 采用城镇人口占总人口的比重衡量; 4) 经济增长 (EG): 采用人均实际 GDP 来衡量; 5) 对外开放度 (TO): 采用外国对外直接投资占 GDP 的比重测度。

本研究的数据来源于《中国统计年鉴》、《中国工业经济统计年鉴》、《中国环境年鉴》、《中国科学技术统计年鉴》和《大数据蓝皮书: 中国大数

② 经济 (E): 经济。

③ 政策 (P): (促进、刺激、扩大) 消费、财政支出/财政体制/财政刺激、货币/货币政策、扩大出口、调整利率/利率调整、(扩大、减少) 投资、(增加、减少) 税收/减税/税收政策/财税改革、地方债务、增值税/消费税/企业所得税/个人所得税/房产税/关税、转移支付、养老金、政策试点、加强监管。

④ 不确定 (U): 不确定、预测、预计、或许、可能、有待、有望、试点、试行、示范。

据发展报告》,以及国家统计局、宽带发展联盟和工信部信息中心等发布的公开报告. 考虑到数据的完整性,最终选取我国 2006 年—2019 年的省份面板数据进行研究. 变量描述性统计如表 2 所示.

3 实证结果及讨论

3.1 空间相关性检验

为了准确捕捉空间溢出效应以及确保实证

结果的稳健性,本研究构建了空间权重矩阵. 1) 地理距离加权矩阵(W1). 考虑到地理距离是制造业集聚的重要影响因素,本研究利用省会城市间的地理距离(d)构建地理距离加权矩阵

$$W1: W_{ij}^1 = \begin{cases} 1/d_{ij}, & i \neq j \\ 0, & i = j \end{cases} \text{其中 } d_{ij} \text{ 为 } i \text{ 省和 } j \text{ 省省会的}$$

地理距离. 2) 经济和距离加权非对称矩阵(W2 和 W3). 参考 Parent 和 Lesage^[43]的研究,构建了经济和距离加权的非对称矩阵,

表 2 变量的描述性统计

Table 2 Descriptive statistics of variables

变量	均值	标准差	最小值	最大值
CEP	0.702 9	0.569 5	0.082 2	5.009 3
MA	0.102 3	0.210 5	0.000 4	1.535 0
DI	0.114 2	0.142 5	0.003 8	0.919 0
EPU	0.862 9	0.630 1	0.027 7	3.798 1
IS	0.455 0	0.085 3	0.161 6	0.614 8
ES	0.450 7	0.216 1	0.024 8	0.960 9
UL	0.545 9	0.135 7	0.274 6	0.896 0
EG	10.135 5	0.579 5	8.544 7	11.625 9
TO	3.261 0	2.724 0	0.739 0	21.514 0

$$W2: W_{ij}^2 = \begin{cases} \frac{1}{d_{ij}} \frac{perGDP_j}{perGDP_i}, & i \neq j \\ 0, & i = j \end{cases} \text{和}$$

$$W3: W_{ij}^3 = \begin{cases} \frac{1}{d_{ij}} \left(\frac{perGDP_j}{perGDP_i} \right)^{\frac{1}{2}}, & i \neq j \\ 0, & i = j \end{cases}$$

其中 d_{ij} 为 i 和 j 省省会的地理距离, $perGDP_k$ ($k = i, j$) 为样本周期内 k 省份的人均 GDP 平均值. 经济和距离加权非对称矩阵 W2 和 W3 包含了更全面的地理和经济因素,因而有利于获得更准确的实证结果. 空间相关性检验显示,三个权重项计算所对应的 Moran's I 指数均至少在 10% 的水平上显著,说明各省碳排放存在显著的空间自相关,因此通

过空间面板模型来考察所研究的问题是必要的.

3.2 制造业集聚对碳排放绩效影响的考察——H1 的实证检验

为了避免空间计量模型选择的误差影响模型估计结果的有效性,需要对空间模型进行一系列检验和测试. 本研究基于空间权重矩阵 W1、W2 和 W3 依次进行了 Hausman 检验、似然比(LR)检验和沃尔德(Wald)检验,以确定空间计量模型的具体估计形式. 表 3 中 Hausman test 结果在 1% 水平上显著说明应使用固定效应模型, Wald 和 LR 检验结果表明 SDM 模型不应退化为 SAR 和 SEM 模型,为此后续选择固定效应的空间杜宾模型进行估计.

表 3 模型选择检验

Table 3 Model selection test

模型检验	W1		W2		W3	
	Z 值	P 值	Z 值	P 值	Z 值	P 值
Hausman	51.92	0.000 0	52.16	0.000 0	57.73	0.000 0
Wald 空间滞后	102.73	0.000 0	105.12	0.000 0	108.22	0.000 0
Wald 空间误差	101.55	0.000 0	99.61	0.000 0	104.88	0.000 0
LR 空间滞后	92.00	0.000 0	96.32	0.000 0	96.84	0.000 0
LR 空间误差	90.78	0.000 0	94.87	0.000 0	95.57	0.000 0
Hausman	51.92	0.000 0	52.16	0.000 0	57.73	0.000 0

表 4 呈现了使用固定效应估计的空间杜宾模型的估计结果,为了进行比较,还报告了非空间固定效应模型的估计结果.第(1)列结果显示制造业集聚分别在 5%、10% 和 10% 的显著性水平上依次为正、负和正,表明制造业集聚与碳排放绩效之间呈现出“N”型曲线关系.然而,非空间面板估计忽

略了区域之间的空间相关性.表 4 第(2)列~第(4)列显示尽管使用了不同空间权重矩阵,但所有估计都显示出相似结果,这表明估计结果具有稳健性.同时,考虑到经济和距离加权的非对称矩阵可以更准确、更真实地呈现了区域之间的复杂联系,采用 W3 估计的第(4)列来讨论估计结果.

表 4 制造业集聚对碳排放绩效的影响

Table 4 Impact of manufacturing agglomeration on carbon emission performance

变量	因变量: 碳排放绩效(CEP)			
	FE	SDM(W1)	SDM(W2)	SDM(W3)
	(1)	(2)	(3)	(4)
MA	0.053 **	0.442 **	0.397 **	0.476 ***
MA ²	-0.006 *	-0.045 *	-0.021 **	-0.034 **
MA ³	0.005 *	0.004 **	0.004 *	0.002 **
IS	-0.162 **	-0.198 **	-0.202 **	-0.220 **
ES	-0.795 *	-0.909 **	-0.813 **	-0.859 **
UL	-0.939	-0.107 **	-0.261 *	-0.181 **
UL ²	1.341 *	0.034 *	0.383 **	0.090 *
EG	-1.815 *	-0.839	-1.462 *	-0.248 **
EG ²	0.131 *	0.008 **	0.113 **	0.056 **
TO	0.196 **	0.059 ***	0.003 *	0.005 **
W × CEP		0.647 **	1.684 **	1.176 **
W × MA		0.882 **	0.703 *	0.259 **
地区固定	是	是	是	是
时间固定	是	是	是	是
N	420	420	420	420
R ²	0.979 1	0.567 3	0.572 2	0.558 4

估计结果显示,制造业集聚的一次项、二次项和三次项的系数分别在 1%、5% 和 5% 的显著水平上依次为正、负和正,说明制造业集聚与碳排放绩效之间存在“N”型曲线关系.首先,当制造业集聚水平小于“N”型曲线的第一个拐点值时,制造业集聚对碳排放绩效具有促进作用.此时处于制造业集聚的起步阶段,规模效应较小,由基础设施共享和技术溢出带来的生产效率提升对碳排放绩效起到显著地促进作用.而当制造业集聚超过“N”型曲线的第一个拐点值且小于第二个拐点值时,其对碳排放绩效产生显著抑制作用.此阶段处于制造业集聚扩张期,集聚引致了巨大能源消耗,同时高倚的煤炭结构产生了大量碳排放.加上此阶段追求经济增长忽视环境保护,未能对制造业集聚区形成有效环境规制,粗放式的增长使得制造业集聚对碳排放绩效表现出促降作用.但

是,当制造业集聚迈过“N”型曲线的第二个拐点值时,其对碳排放绩效表现出明显促增作用.此阶段数字技术的蓬勃发展带来了绿色技术进步,推动了产业结构升级和能源结构优化.同时也加速了知识流动和技术溢出,强化了集聚区的学习效应、分享效应和匹配效应.同时,随着制造业集聚区专业化和集约化发展,带来了生产效率提升和污染减少.加上此阶段政府加强了环境规制,加快淘汰了高耗能和低效率行业,促进了产业结构的清洁化,使得制造业集聚对碳排放绩效表现出显著促进作用.研究假设 1 得到支持.

空间面板模型估计结果还显示碳排放绩效空间权重项 (W × CEP) 和制造业集聚空间权重项 (W × MA) 均显著为正,表现出空间视角下的“同频共振”特征.一方面,邻地对本地产生了学习、示范和竞争效应,有助于推动本地碳排放绩效;另

一方面, 邻地制造业集聚对本地具有技术、知识和人才溢出效应, 对本地碳排放绩效产生了显著正外部性, 因而形成区域间的协同治理对提升碳排放绩效具有重要意义。

3.3 稳健性检验

为了进一步验证估计结果的稳健性, 本研究分别采取替换制造业集聚测度指标和替换碳排放绩效的测度指标进行稳健性检验, 同时通过动态空间杜宾模型处理内生性以及使用两类

工具变量进行内生性检验。后续回归模型中, 使用 $W1$ 、 $W2$ 和 $W3$ 三种空间权重矩阵进行估计, 以保证估计结果的可靠性。测度方式测算制造业集聚程度, 包括参考 Wang 等^[44] 运用区位熵指数 (MA_1) 和参考 Fang 等^[45] 运用 EG 指数 (MA_2) 计算得到新的制造业集聚指标, 表 5 第 (1) 列 ~ 第 (6) 列是使用碳排放绩效作为因变量的回归结果。估计结果验证了基准回归结果的稳健性。

表 5 稳健性检验
Table 5 Robustness test

变量	因变量: 碳排放绩效(CEP)						因变量: 碳排放绩效(CEP ₁)		
	W1	W2	W3	W1	W2	W3	W1	W2	W3
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)
MA							0.236**	0.259**	0.244*
MA ²							-0.042*	-0.044**	-0.044**
MA ³							0.003**	0.003*	0.003*
MA ₁	0.423**	0.580**	0.484**						
(MA ₁) ²	-0.256**	-0.329*	-0.286*						
(MA ₁) ³	0.092*	0.090**	0.087**						
MA ₂				0.700*	2.085*	1.489**			
(MA ₂) ²				-0.521**	-1.165*	-0.883*			
(MA ₂) ³				0.090*	0.184**	0.144**			
W × CEP	0.574***	0.684**	0.525**	0.434**	0.823**	0.496***			
W × CEP ₁							0.941**	0.158**	0.509**
W × MA							0.428**	0.247**	0.230**
W × MA ₁	1.310**	0.830*	1.029**						
W × MA ₂				0.639**	0.228*	0.290*			
控制变量	是	是	是	是	是	是	是	是	是
地区固定	是	是	是	是	是	是	是	是	是
时间固定	是	是	是	是	是	是	是	是	是
N	420	420	420	420	420	420	300	300	300
R ²	0.5407	0.5829	0.5507	0.5741	0.6145	0.5952	0.0014	0.0107	0.0018

注: 由于篇幅原因, 省略控制变量的回归系数(下表同)。

3.3.1 替换碳排放绩效的测度指标

考虑到计算 CO₂ 排放量时参数选择的差异, 本研究使用了 Shan 等^[46] 发布的 CO₂ 排放数据测算得到新的碳排放绩效 (CEP₁) 进行稳健性检验。由于这一版本的 CO₂ 排放数据仅到 2015 年, 本研究将数据样本调整为 2006 年—2015 年进行估计。结果见表 5 第 (7) 列 ~ 第 (9) 列, 估计结果

依然与基准回归结果保持一致。

3.3.2 动态空间杜宾模型处理内生性

缓解内生性是实证研究中的关键问题。借鉴韩峰和阳立高^[3] 的研究, 本研究运用空间杜宾模型, 将碳排放绩效的时间滞后项 ($L \cdot CEP$)、空间滞后项 ($W \times CEP$) 和时空滞后项 ($L \cdot W \times CEP$) 引入估计模型, 来控制时间滞后因素和空间滞后因

素所造成的影响。估计结果如表6所示,在控制碳排放绩效的时间滞后、空间滞后和时空滞后项后,制造业集聚对碳排放绩效的影响仍与基准回归结果一致。

表6 动态空间杜宾模型内生性估计结果

Table 6 Endogeneity estimation results of dynamic spatial Durbin model

变量	因变量: 碳排放绩效(CEP)		
	W1	W2	W3
	(1)	(2)	(3)
$I \cdot CEP$	0.729 **	0.651 **	0.729 **
$W \times CEP$	0.503 *	0.314 **	0.503 *
$I \cdot W \times CEP$	-2.838 **	-3.489 **	-2.838 **
MA	0.167 **	0.092 **	0.101 *
MA^2	-0.017 *	-0.013 *	-0.019 *
MA^3	0.002 **	0.005 *	0.004 **
$W \times MA$	0.563 *	0.707 *	0.679 **
控制变量	是	是	是
地区固定	是	是	是
时间固定	是	是	是
N	390	390	390
R^2	0.427 2	0.361 4	0.382 4

3.3.3 工具变量法处理内生性

考虑到双向因果关系导致的联立内生性问题,而系统广义矩估计(generalized method of moments, GMM)方法能够规避潜在的内生性和双向因果问题^[47],因而本研究运用动态空间面板杜宾模型(系统GMM法)估计方法配以适合本研究的工具变量进行估计。

为了最大程度地缓解内生性问题,本研究选择两类工具进行估计。首先,采用制造业集聚、制造业集聚的空间滞后项、碳排放绩效以及碳排放绩效的空间滞后项四者滞后一期的时间滞后项作为第一类工具变量进行模型估计,估计结果见表7第(1)列~第(3)列所示。此外,本研究借鉴张平淡和屠西伟^[2]的方法,选择海港地理距离和地形起伏度与年份交互项作为第二类工具变量。其中,海港地理距离的具体测算方式为选择距离前三近的海港距离的平均值进行测度。一方面,海港地理距离满足与内生变量的强关联性,海港地理距离会影响运输成本和出口规模,进而影响资本和劳动力在制造业的集聚水平。另一方面,海港地理距离满足排他性约束,海港地理距离是自然形成的地理指标,因而很难直接对碳排放绩效产生

影响,因而满足外生性要求。其次,地形起伏度采用省份最高海拔、最低海拔、平地面积和总面积进行测算。一方面地形起伏度越小,地势越平坦越有利于制造业集聚,因而满足相关性检验;另一方面,地形起伏度作为客观的地理指标不会直接影响碳排放绩效,因而满足外生性条件。考虑到本研究样本为面板数据,因此引入海港地理距离与相应年份的交互项、以及地形起伏度与相应年份的交互项构造面板工具变量。

表7中估计结果表明,Arellano-Bond AR(1)检验统计量的P值均小于0.1,而AR(1)检验统计量的P值均大于0.1,这表明使用动态空间面板杜宾模型(系统GMM法)估计方法的合理性。Sargan检验统计量的P值大于0.1,证明本研究使用的两类工具变量均是有效的。选择时间滞后项作为工具变量的估计结果显示制造业集聚的一次项、二次项和三次项的估计结果系数和显著性均与基准回归结果一致。选择时间滞后项和海港地理距离与年份的交互项、以及与地形起伏度与年份交互项作为工具变量的回归结果也基本与基准回归保持一致,说明处理双向因果导致的内生性问题后,估计结果依然成立。

表 7 动态空间杜宾模型(系统 GMM 法)内生性估计结果

Table 7 Endogeneity estimation results of dynamic spatial Durbin model (systematic GMM method)

变量	因变量: 碳排放绩效(CEP)								
	工具变量: 时间滞后项			工具变量: 时间滞后项 + 海港地理距离 与年份交互项			工具变量: 时间滞后项 + 地形起伏度 与年份交互项		
	W1	W2	W3	W1	W2	W3	W1	W2	W3
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)
<i>l. CEP</i>	5.124 **	0.263 *	1.073 **	1.292 *	0.192 **	1.534 **	1.217 **	0.325 **	1.874 **
<i>W × CEP</i>	1.052 *	1.806 **	1.215 **	3.768 **	0.011 *	1.129 *	5.055 *	0.069 **	0.682 **
<i>l. W × CEP</i>	-1.241 *	-0.729	-0.561 **	-2.604 *	-3.481 *	-2.518 *	-4.562	-5.748 *	-2.152 *
<i>MA</i>	0.047 **	0.071 **	0.092 *	0.056 *	0.068 **	0.090 *	0.063 **	0.066 **	0.061 **
<i>MA²</i>	-0.031 *	-0.032 *	-0.031 *	-0.027 **	-0.023 *	-0.032 *	-0.041 **	-0.043 *	-0.040 *
<i>MA³</i>	0.003 **	0.003 *	0.002 **	0.004 **	0.003 *	0.007 **	0.011 *	0.015 *	0.019 *
<i>W × MA</i>	0.428 **	0.247 **	0.230 **	0.639 **	0.228 *	0.290 *	0.322 **	0.265 **	0.297 **
控制变量	是	是	是	是	是	是	是	是	是
<i>N</i>	390	390	390	390	390	390	390	390	390
<i>AR (1)</i>	0.003	0.000	0.003	0.004	0.003	0.002	0.000	0.000	0.001
<i>AR (2)</i>	0.432	0.675	0.467	0.618	0.344	0.391	0.424	0.370	0.451
<i>Sargan test</i>	0.207 9	0.280 4	0.272 8	0.496 1	0.270 7	0.463 6	0.528 4	0.572 4	0.492 8

3.4 数字化创新的双重角色——H2a 和 H2b 的实证检验

首先,本研究检验数字化创新作为结果对碳排放绩效产生的直接影响。结果如表 8 所示,在 W1、W2 和 W3 三种不同的空间权重矩阵估计下,数字化创新的一次项(DI)和二次项(DI²)分别显著为正和负,表明数字化创新与碳排放绩效呈现

出倒“U”型曲线关系。在初期阶段,碳排放绩效随数字化创新水平的提升而上升;当越过倒“U”型曲线的门槛值后,过度数字化创新会导致潜在的“反弹效应”,削弱了碳排放绩效。研究结论打破了数字化创新“越多越好”的理想状态,为此在发展过程中要把握数字化创新的势与度。因此,研究假设 2a 得到支持。

表 8 数字化创新的双重角色检验

Table 8 Dual role test of digital innovation

变量	因变量: 碳排放绩效(CEP)								
	SDM(W1)			SDM(W2)			SDM(W3)		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)
<i>MA</i>	0.442 **	0.429 **	0.268 **	0.397 **	0.418 *	0.299 **	0.476 ***	0.395 *	0.302 **
<i>MA²</i>	-0.045 *	-0.015 *	-0.004 *	-0.021 **	-0.013 *	-0.007 *	-0.034 **	-0.015 **	-0.005 **
<i>MA³</i>	0.004 **	0.002 *	0.002 *	0.004 *	0.002 *	0.002 **	0.002 **	0.002 **	0.002 **
<i>DI</i>		1.134 **	1.635 **		0.851 *	1.410 **		0.998 **	1.463 **
<i>DI²</i>		-0.178 **	-0.610 *		-0.136 **	-0.575 *		-0.159 **	-0.286 ***
<i>DI × MA</i>			0.190 ***			0.195 ***			0.189 ***
<i>W × CEP</i>	0.647 **	0.952 **	0.847 **	1.684 **	1.179 *	1.050 *	1.176 **	1.196 *	1.075 **
<i>W × MA</i>	0.882 **	0.515 *	0.344 *	0.703 *	0.726 **	0.492 **	0.259 **	0.365 **	0.453 **
<i>W × DI</i>		0.192 **	0.203 **		0.404 **	0.240 **		0.128 **	0.007 *
控制变量	是	是	是	是	是	是	是	是	是
地区固定	是	是	是	是	是	是	是	是	是
时间固定	是	是	是	是	是	是	是	是	是
<i>N</i>	420	420	420	420	420	420	420	420	420
<i>R²</i>	0.567 3	0.545 2	0.548 8	0.572 2	0.590 7	0.580 1	0.558 4	0.582 4	0.550 0

进一步的,本研究考察了数字化创新在制造业集聚和碳排放绩效间的调节作用。数字化创新与制造业集聚的交乘项($DI \times MA$)在三个权重矩阵下均显著为正,说明数字化创新有利于更好地发挥制造业集聚正外部性提升碳排放绩效。数字化创新打破了时间和地理限制,促进了“虚拟集聚”的产生与发展,有利于多元资源整合和灵活运用,强化了制造业集聚的匹配效应、学习效应和分享效应。同时,数字化技术与实体经济的深度融合,如工业互联网的运用,有利于促进产业协同集聚与减污降碳协同增效。因此,研究假设 2b 得到支持。

3.5 经济政策不确定性的层次调节作用——H3 的实证检验

本研究进一步探讨经济政策不确定性的层次调节作用。表 9 显示在三种不同权重矩阵估计下,经济政策不确定性、数字化创新和制造业集聚三者间交互项($EPU \times DI \times MA$)均显著为正,说明经济政策不确定性增强了数字化创新在制造业集聚与碳排放绩效间的调节作用。在经济政策不确定性情景下,为了缓解制造业集聚区的信息不对称、减少策略性行为、优化资源配置以及科学合理决策,需要数字化创新反映出更高水平。研究假设 H3 得到支持。

表 9 经济政策不确定性的层次调节作用检验

Table 9 Test of the hierarchical moderating effect of economic policy uncertainty

变量	因变量: 碳排放绩效(CEP)					
	SDM(W1)		SDM(W2)		SDM(W3)	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
MA	0.268 **	0.205 **	0.299 **	0.238 **	0.302 **	0.240 **
MA ²	-0.004 *	-0.013 **	-0.007 *	-0.012 *	-0.005 **	-0.011 **
MA ³	0.002 *	0.003 *	0.002 **	0.002 *	0.002 **	0.002 *
DI	1.635 **	1.808 *	1.410 **	1.575 **	1.463 **	1.622 **
DI ²	-0.610 *	-0.637 **	-0.575 *	-0.609 **	-0.286 *	-0.618 **
EPU		-0.045 **		-0.051 **		-0.051 ***
DI × MA	0.190 ***	0.197 **	0.195 ***	0.172 *	0.189 ***	0.170 **
EPU × DI × MA		0.003 **		0.004 ***		0.004 *
W × CEP	0.847 **	0.890 **	1.050 *	1.232 *	1.075 **	1.205 *
W × MA	0.344 *	0.401 *	0.492 **	0.746 *	0.453 **	0.623 *
W × DI	0.203 **	0.175 *	0.240 **	0.795 *	0.007 *	0.448 *
W × EPU		0.155 **		0.155 *		0.192 *
控制变量	是	是	是	是	是	是
地区固定	是	是	是	是	是	是
时间固定	是	是	是	是	是	是
N	420	420	420	420	420	420
R ²	0.548 8	0.524 4	0.580 1	0.580 8	0.550 0	0.557 5

4 进一步分析

4.1 不同 EPU 和 DI 情景下制造业集聚对碳排放绩效的影响

制造业集聚对碳排放绩效影响是否在不同情景下呈现出异质性特征? 本研究根据经济政策不确定性(EPU)和数字化创新(DI)水平不同分情景讨论,探讨以下四种不同情景下制造业集聚对碳排放绩效

表征的异质性特征: 1) 低 EPU 和低 DI; 2) 低 EPU 和高 DI; 3) 高 EPU 和低 DI 及 4) 高 EPU 和高 DI。

表 10 报告了四种不同情景下制造业集聚对碳排放绩效的影响。结果显示,在低 EPU 和低 DI、低 EPU 和高 DI 以及高 EPU 和高 DI 情景下,制造业集聚有利于促进碳排放绩效,而在高 EPU 和低 DI 情景下则抑制了碳排放绩效。本研究归纳了制造业集聚在四种不同情景下表征出的特征来对这一现象进行解释说明,如图 3 所示。

表 10 经济政策不确定性和数字化创新的样本分析结果

Table 10 Economic policy uncertainty and digital innovation sample analysis results

变量	因变量: 碳排放绩效(CEP)			
	低 EPU		高 EPU	
	低 DI	高 DI	低 DI	高 DI
	(1)	(2)	(3)	(4)
MA	0.209**	0.601**	-0.182***	0.408**
MA ²	-0.115*	-0.050**	-0.091**	-0.044*
MA ³	0.006*	0.005*	0.019**	0.006*
W × CEP	1.174**	1.214**	1.533***	1.480*
W × MA	1.043*	1.336*	0.150*	0.388*
控制变量	是	是	是	是
地区固定	是	是	是	是
时间固定	是	是	是	是
R ²	0.359 4	0.536 4	0.157 8	0.462 7

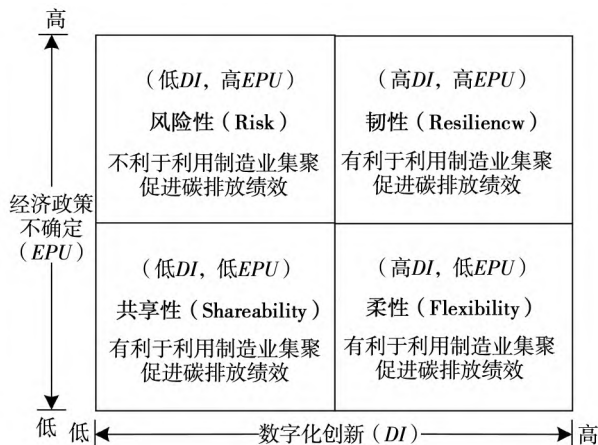


图 3 制造业集聚在不同数字化创新和经济政策不确定性水平下表现出的“风险性”、“韧性”、“共享性”和“柔性”

Fig.3 “Risk”, “resilience”, “shareability” and “flexibility” of manufacturing agglomeration under different levels of digital innovation and economic policy uncertainty

1) 情景一 高数字化创新和低经济政策不确定性情景下,制造业集聚表现出“柔性”(flexibility)促进碳排放绩效。此情景下,制造业集聚应对经济不确定性的成本较低,因而具有更多资源投入数字化创新。而高水平的数字化创新水平有利于集聚区形成柔性制造生产供应链,促进精益生产和智能化制造并提升资源利用效率,因而能赋能制造业集聚促增碳排放绩效。

2) 情景二 高数字化创新和高经济政策不确定性情景下,制造业集聚表现出“韧性”(resilience)提升碳排放绩效。此情景下,高水平的数字化创新有利于增强制造业集聚应对经济政策不确定性的弹性,减少信息不对称,优化资源配置和促

进科学合理决策,使其在经济政策不确定情景下,仍能有效发挥制造业集聚的正外部性促增碳排放绩效,体现出权衡环境而变的韧性。

3) 情景三 低数字化创新和低经济政策不确定性情景下,制造业集聚表现出“共享性”(shareability)促进碳排放绩效。此情景下,制造业集聚由于基础设施共享、技术共享和信息共享带来了学习效应、匹配效应和技术效益。在较为稳定的经济政策环境下,由制造业集聚的共享性所产生的正外部性推动了碳排放绩效。

4) 情景四 低数字化创新和高经济政策不确定性情景下,制造业集聚表现出“风险性”(risk)促降碳排放绩效。此情景下,低水平的数字化创新水平难以应对高经济政策不确定性的冲击,加剧制造业集聚区信息不对称,易导致“公地悲剧”和“逆向选择”等风险,使得制造业集聚对碳排放绩效表现出负外部性。

4.2 制造业集聚对碳排放绩效的影响会因为集聚方式的不同而不同吗?

进一步地,专业化和多样化集聚是产业集聚的两种主要方式,这两种集聚方式的外部性来源不同,因而在不同经济政策不确定性和数字化创新情景下,对碳排放绩效的影响也可能不同。为此,本研究分情景讨论专业化和多样化制造业集聚对碳排放绩效产生的异质性影响。本研究参考 Wang 等^[44]研究对多样化和专业化制造业集聚进行测度。

估计结果如表 11 所示,专业化制造业集聚

(SMA) 和多样化制造业集聚(DMA) 均在低 EPU 和低 DI、及低 EPU 和高 DI 情景下表现出“共享性”和“柔性”特征提升碳排放绩效。不同的是, 在高 EPU 和高 DI 情景下, 多样化制造业集聚表现出“韧性”促进碳排放绩效, 但专业化集聚表现出相反特征, 抑制了碳排放绩效。此外, 不同于专业

化制造业集聚在高 EPU 和低 DI 情景下表现出“风险性”削弱碳排放绩效, 多样化制造业集聚在此情景下显著促进碳排放绩效。由此可见, 相较于专业化制造业集聚, 多样化制造业集聚在经济政策不确定性情景下表现出更强的“韧性”和“抗风险性”, 因而对碳排放绩效的促进作用更强。

表 11 四种情景下专业化和多样化制造业集聚对碳排放绩效的异质性影响

Table 11 Heterogeneous effects of specialized and diversified manufacturing agglomeration on carbon emission performance under four scenarios

变量	因变量: 碳排放绩效(CEP)							
	低 EPU		高 EPU		低 EPU		高 EPU	
	低 DI	高 DI	低 DI	高 DI	低 DI	高 DI	低 DI	高 DI
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
SMA	1.079 **	1.379 **	-1.306 *	-1.108 **				
SMA ²	-0.461 *	-0.547 *	-0.644 *	-0.390 *				
SMA ³	0.057 *	0.068 *	0.076 **	0.051 *				
DMA					0.613 **	0.858 *	0.267 **	0.465 **
DMA ²					-0.056 **	-0.030 *	-0.030 *	-0.063 *
DMA ³					0.004 *	0.003 *	0.006 **	0.006 *
W × CEP	1.251 **	1.270 **	1.244 **	1.319 **	1.270 **	1.284 **	1.275 *	1.359 **
W × SMA	0.599 **	0.208 *	0.348 *	0.649 *				
W × DMA					0.185 *	0.141 *	0.119 *	0.190 *
控制变量	是	是	是	是	是	是	是	是
地区固定	是	是	是	是	是	是	是	是
时间固定	是	是	是	是	是	是	是	是
R ²	0.348 3	0.512 3	0.199 8	0.415 9	0.073 9	0.477 6	0.123 2	0.077 1

5 结束语

立足我国百年未有之大变局下经济政策不确定性的时代背景, 以及高度重视利用数字化创新赋能碳中和的战略远景, 利用制造业集聚促增碳排放绩效是关键举措和必经途径。但在经济政策不确定性和数字化创新的情景下, 制造业集聚对碳排放绩效的影响仍然有待探讨。本研究首次利用数理推导结合理论假设, 就经济政策不确定性层次调节作用和数字化创新双重角色作用下, 制造业集聚对碳排放绩效的非线性影响进行规范阐述, 进而采用 2006 年—2019 年中国省份面板数据, 运用空间杜宾模型结合多情景分析, 就制造业集聚对碳排放绩效的影响展开深入探讨。

研究显示, 制造业集聚与碳排放绩效之间存在“N”型曲线关系, 当制造业集聚达到一定阈值后, 有利于促进经济增长和碳排放绩效的双赢。数

字化创新具有双重角色, 作为结果, 数字化创新与碳排放绩效之间呈现倒“U”型曲线关系; 作为过程, 数字化创新在制造业集聚与碳排放绩效之间具有正向调节作用, 而经济政策不确定性会强化这一正向调节作用。进一步分析表明制造业集聚在低 EPU 和低 DI、低 EPU 和高 DI、以及高 EPU 和高 DI 情景下分别表现出“共享性”、“柔性”和“韧性”提升碳排放绩效, 而在高 EPU 和低 DI 情景下表现出“风险性”抑制碳排放绩效。进一步分析表明相较于专业化制造业集聚, 多样化制造业集聚在高经济政策不确定性下表现出更强的韧性和抗风险性。

理论上, 本研究结合投入产出密度函数数理推导出制造业集聚与碳排放绩效间的“N”型曲线关系, 并实证检验了这一结论, 这丰富了现有制造业集聚和碳排放绩效的相关研究。同时, 本研究首次提出了数字化创新双重角色的观点并进行相应实证检验。作为结果, 数字化创新与碳排放绩效

呈现倒“U”型曲线关系,这打破了数字化创新“越多越好”的理想主义;作为过程,数字化创新有利于赋能制造业集聚促增碳排放绩效,这也为数字经济背景下深入探讨制造业集聚的碳排放绩效提供了新的研究视角。最后,本研究首次探究了经济政策不确定性在制造业集聚与碳排放绩效间的层次调节作用。针对以往研究中就经济政策不确定性对创新以及创新与碳排放绩效间产生的不一致的研究结论,本研究假设经济政策不确定性发挥层次调节作用,并首次得出经济政策不确定性会强化数字化创新在制造业集聚与碳排放绩效间的调节作用。这对以往研究中得出的不一致的研究结论提供了可解释性观点和经验性证据,并为制造业集聚与碳排放绩效的相关研究提供了新的情景因素。与此同时,本研究提出的层次调节作用模型的对于探索多变量间的复杂关系提供了一般研究思路借鉴。最后,本研究结合多情景分析,首次总结出制造业集聚在不同情景下所反映出的“共享性”、“柔性”、“韧性”和“风险性”特性,这丰富和拓展了以往相关理论研究。除了理论上的贡献,本研究还提供了以下实践上的政策启示供参考。

第一,毫不动摇发挥集聚的正外部性,因地制宜规划引导制造业集聚。针对制造业集聚度较高,已经迈过“N”型曲线拐点,并出现部分产业转移的地区,政府应该制定相关政策措施合理规划土地的开发资源的使用,鼓励发展大数据、区块链和人工智能等新兴技术,发展新质生产力,促进制造业园区的产业结构转型升级。对于集聚较低,未能跨过“N”型曲线阈值的区域,应提高制造业企业准入门槛,建立严格的动态考核机制和约束机制,避免这些地区沦为污染避难所。同时借鉴发达地区先进的制造业集聚布局形态,建立健全统一管理的污染评测机制,引导建成高质量和高水平的制造业产业园区和综合产业园区。

参考文献:

- [1] 李晓飞,陈煜波,黄 鹤,等. 数字产业制造企业数字化转型路径——基于亨通集团的案例研究[J]. 管理科学学报,2023,26(11): 22-38.
Li Xiaofei, Chen Yubo, Huang He, et al. Digital transformation path of manufacturing enterprises in the digital industry: A case study of Hengtong Group[J]. Journal of Management Sciences in China, 2023, 26(11): 22-38. (in Chinese)
- [2] 张平淡,屠西伟. 制造业集聚、技术进步与企业全要素能源效率[J]. 中国工业经济,2022,(7): 103-121.

第二,大力释放数字化创新赋能作用,推动制造业集聚地高质量发展。大力推动制造业集聚地人工智能、区块链、物联网、云计算和数字孪生等新一代数字技术集成应用和创新,实现智能化生产、服务化延伸、网络化制造和个性化生产,赋能制造业集聚区的节能减排进程。与此同时,积极探索智能制造与新兴数智技术融合发展新模式,利用先进数智技术整合资源要素、变革管理模式并培育创新能力,带动新能源、新材料和高端装备等绿色低碳产业的快速发展,率先在高附加值和低污染领域培育新增长动能。此外,加快通信网络和算力等“新基建”建设步伐,开展5G、工业互联网、人工智能的场景化应用,毫不动摇地发挥数字化创新对制造业集聚地碳减排的赋能作用。

第三,推动政府与市场间的合作治理,保持经济政策的相对稳定。过去十多年,节能减排取得了重要进步,一个关键因素是创造性地将市场这只“看不见的手”和政府这只“看得见的手”紧密结合,坚持两手并用,较好地处理了政府与市场的动态平衡,协同推动了制造业集聚的节能减排进程。为进一步促进制造业集聚的高质量发展,需将政策制定和实施建立在尊重市场主体规律基础上,保持政策的相对稳定性,促进政策实施的科学性,使得市场主体能够形成稳定的预期,以释放市场主体数字化创新的活力,进而实现制造业集聚与提升碳排放绩效的“珠联璧合”。

推动制造业集聚以提升碳排放绩效,既是响应我国经济高质量发展要求和实现“双碳”目标的内在需要,也是新时代新征程下转变经济发展方式、推动中国式现代化的重要契机。因此,需要在促进制造业集聚发展、推动数字化创新突破、保持经济政策稳定等方面作出切实努力,为世界低碳可持续发展贡献中国智慧和方案。

- Zhang Pingdan , Tu Xiwei. Manufacturing agglomeration , technological progress and enterprise total factor energy efficiency [J]. *China Industrial Economics* , 2022 , (7) : 103 - 121. (in Chinese)
- [3] 韩 峰, 阳立高. 生产性服务业集聚如何影响制造业结构升级? ——一个集聚经济与熊彼特内生增长理论的综合框架[J]. *管理世界* , 2020 , 36(2) : 72 - 94.
Han Feng , Yang Ligao. How does the agglomeration of producer services promote the upgrading of manufacturing structure? An integrated framework of agglomeration economies and Schumpeter's endogenous growth theory [J]. *Management World* , 2020 , 36(2) : 72 - 94. (in Chinese)
- [4] 邵 帅, 张 可, 豆建民. 经济集聚的节能减排效应: 理论与中国经验[J]. *管理世界* , 2019 , 35(1) : 36 - 60.
Shao Shuai , Zhang Ke , Dou Jianmin. Effects of economic agglomeration on energy saving and emission reduction: Theory and empirical evidence from China [J]. *Management World* , 2019 , 35(1) : 36 - 60. (in Chinese)
- [5] 范剑勇, 刘 念, 刘莹莹. 地理距离、投入产出关系与产业集聚[J]. *经济研究* , 2021 , 56(10) : 138 - 154.
Fan Jianyong , Liu Nian , Liu Yingying. Geographic distances , input-output linkages and agglomeration [J]. *Economic Research Journal* , 2021 , 56(10) : 138 - 154. (in Chinese)
- [6] Krugman P. Space: The final frontier [J]. *Journal of Economic Perspectives* , 1998 , 12(2) : 161 - 174.
- [7] Ehrenfeld J. Putting a spotlight on metaphors and analogies in industrial ecology [J]. *Journal of Industrial Ecology* , 2003 , 7(1) : 1 - 4.
- [8] Zeng D Z , Zhao L. Pollution havens and industrial agglomeration [J]. *Journal of Environmental Economics and Management* , 2009 , 58(2) : 141 - 153.
- [9] Xu M , Tan R , He X. How does economic agglomeration affect energy efficiency in China? Evidence from endogenous stochastic frontier approach [J]. *Energy Economics* , 2022 , (108) : 105901.
- [10] Shen N , Peng H. Can industrial agglomeration achieve the emission-reduction effect? [J]. *Socio-Economic Planning Sciences* , 2021 , (75) : 100867.
- [11] 王 强, 王哲璇, 刘玉奇. 数字化转型提升企业组织韧性的实现机理研究 [J]. *管理科学学报* , 2023 , 26(11) : 58 - 80.
Wang Qiang , Wang Zhexuan , Liu Yuqi. Mechanisms through which digital transformation enhances enterprise organizational resilience [J]. *Journal of Management Sciences in China* , 2023 , 26(11) : 58 - 80. (in Chinese)
- [12] 黄丽华, 朱海林, 刘伟华, 等. 企业数字化转型和管理: 研究框架与展望 [J]. *管理科学学报* , 2021 , 24(8) : 26 - 35.
Huang Lihua , Zhu Hailin , Liu Weihua , et al. The firm's digital transformation and management: Toward a research framework and future directions [J]. *Journal of Management Sciences in China* , 2021 , 24(8) : 26 - 35. (in Chinese)
- [13] 陈 收, 蒲 石, 方 颖, 等. 数字经济的新规律 [J]. *管理科学学报* , 2021 , 24(8) : 36 - 47.
Chen Shou , Pu Shi , Fang Ying , et al. The new rules of digital economy [J]. *Journal of Management Sciences in China* , 2021 , 24(8) : 36 - 47. (in Chinese)
- [14] Wu F , Ji D J , Zha D L , et al. A nonparametric distance function approach with endogenous direction for estimating marginal abatement costs of CO₂ emissions [J]. *Journal of Management Science and Engineering* , 2022 , 7(2) : 330 - 345.
- [15] Zhang J , Sun X , Li H , et al. Investigating the role of emissions trading policy to reduce emissions and improve the efficiency of industrial green innovation [J]. *Journal of Management Science and Engineering* , 2021 , 6(4) : 377 - 392.
- [16] Lange S , Pohl J , Santarius T. Digitalization and energy consumption: Does ICT reduce energy demand? [J]. *Ecological Economics* , 2020 , (176) : 106760.
- [17] 谢 里, 陈 宇. 节能技术创新有助于降低能源消费吗 ——“杰文斯悖论”的再检验 [J]. *管理科学学报* , 2021 , 24(12) : 77 - 91.
Xie Li , Chen Yu. Can energy-efficient innovations contribute to lowering energy usage?: Revisiting the Jevons' Paradox [J]. *Journal of Management Sciences in China* , 2021 , 24(12) : 77 - 91. (in Chinese)
- [18] Wang G , Gunasekaran A , Ngai E W T , et al. Big data analytics in logistics and supply chain management: Certain investigations for research and applications [J]. *International Journal of Production Economics* , 2016 , (176) : 98 - 110.
- [19] Du H , Chen Z , Zhang Z , et al. The rebound effect on energy efficiency improvements in China's transportation sector: A CGE analysis [J]. *Journal of Management Science and Engineering* , 2020 , 5(4) : 249 - 263.
- [20] 王如玉, 梁 琦, 李广乾. 虚拟集聚: 新一代信息技术与实体经济深度融合的空间组织新形态 [J]. *管理世界* ,

- 2018, 34(2): 13–21.
- Wang Ruyun, Liang Qi, Li Guangqian. Virtual agglomeration: A new form of spatial organization for the deep integration of new generation information technology and real economy [J]. *Management World*, 2018, 34(2): 13–21. (in Chinese)
- [21] Peng H, Lu Y, Wang Q. How does heterogeneous industrial agglomeration affect the total factor energy efficiency of China's digital economy [J]. *Energy*, 2023, (268): 126654.
- [22] Xin B, Jiang K. Economic uncertainty, central bank digital currency, and negative interest rate policy [J]. *Journal of Management Science and Engineering*, 2023, 8(4): 430–452.
- [23] Adedoyin F F, Zakari A. Energy consumption, economic expansion, and CO₂ emission in the UK: The role of economic policy uncertainty [J]. *Science of the Total Environment*, 2020, (738): 140014.
- [24] Wang K H, Liu L, Zhong Y, et al. Economic policy uncertainty and carbon emission trading market: A China's perspective [J]. *Energy Economics*, 2022, (115): 106342.
- [25] Adams S, Adedoyin F, Olaniran E, et al. Energy consumption, economic policy uncertainty and carbon emissions: Causality evidence from resource rich economies [J]. *Economic Analysis and Policy*, 2020, (68): 179–190.
- [26] Ciccone A, Hall R E. Productivity and the density of economic activity [J]. *American Economic Review*, 1996, 86(1): 54–70.
- [27] Ushifusa Y, Tomohara A. Productivity and labor density: Agglomeration effects over time [J]. *Atlantic Economic Journal*, 2013, 41(2): 123–132.
- [28] Zhou P, Sun Z R, Zhou D Q. Optimal path for controlling CO₂ emissions in China: A perspective of efficiency analysis [J]. *Energy Economics*, 2014, (45): 99–110.
- [29] Nambisan S, Lyytinen K, Majchrzak A, et al. Digital innovation management: Reinventing innovation management research in a digital world [J]. *MIS Quarterly*, 2017, 41(1): 223–238.
- [30] Opland L E, Pappas I O, Engesmo J, et al. Employee-driven digital innovation: A systematic review and a research agenda [J]. *Journal of Business Research*, 2022, (143): 255–271.
- [31] Huang J, Henfridsson O, Liu M, et al. Growing on steroids: Rapidly scaling the user base of digital ventures through digital innovation [J]. *MIS Quarterly*, 2017, 41(1): 301–314.
- [32] Fichman R G, Dos Santos B L, Zheng Z (Eric). Digital innovation as a fundamental and powerful concept in the information systems curriculum [J]. *MIS Quarterly*, 2014, 38(2): 329–344.
- [33] Abrell T, Pihlajamaa M, Kanto L, et al. The role of users and customers in digital innovation: Insights from B2B manufacturing firms [J]. *Information & Management*, 2016, 53(3): 324–335.
- [34] Galvin R. The ICT/Electronics question: Structural change and the rebound effect [J]. *Ecological Economics*, 2015, (120): 23–31.
- [35] 彭 慧, 沈 能. 集聚情景下网络惯例对绿色供应链异质性知识共享的影响——以生态工业园为例 [J]. *中国管理科学*, 2022, 30(6): 233–243.
- Peng Hui, Shen Neng. The impact of network practice on green supply chain knowledge sharing in agglomeration scenarios—taking eco-industrial park as an example [J]. *Chinese Journal of Management Science*, 2022, 30(6): 233–243. (in Chinese)
- [36] Yu J, Shi X, Guo D, et al. Economic policy uncertainty (EPU) and firm carbon emissions: Evidence using a China provincial EPU index [J]. *Energy Economics*, 2021, (94): 105071.
- [37] 张 可, 汪东芳, 周海燕. 地区间环保投入与污染排放的内生策略互动 [J]. *中国工业经济*, 2016, (2): 68–82.
- Zhang Ke, Wang Dongfang, Zhou Haiyan. Regional endogenous strategic interaction of environmental protection investment and emission [J]. *China Industrial Economics*, 2016, (2): 68–82. (in Chinese)
- [38] 彭 涛, 黄福广, 孙凌霞. 经济政策不确定性与风险承担: 基于风险投资的证据 [J]. *管理科学学报*, 2021, 24(3): 98–114.
- Peng Tao, Huang Fuguang, Sun Lingxia. Economic policy uncertainty and risk-taking: Evidence from venture capital [J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2021, 24(3): 98–114. (in Chinese)
- [39] Yan Y, Huang J. The role of population agglomeration played in China's carbon intensity: A city-level analysis [J]. *Energy Economics*, 2022, (3): 106276.
- [40] 张 诚, 赵 刚. 对外直接投资与中国制造业升级 [J]. *经济与管理研究*, 2018, 39(6): 52–65.

- Zhang Cheng , Zhao Gang. Outward foreign direct investment and manufacturing industry upgrade [J]. Research on Economics and Management , 2018 , 39(6) : 52 – 65. (in Chinese) .
- [41]王锋正,刘向龙,张 蕾,等. 数字化促进了资源型企业绿色技术创新吗? [J]. 科学学研究, 2022 , 40(2) : 332 – 344.
- Wang Fengzheng , Liu Xianglong , Zhang Lei , et al. Does digitalization promote green technology innovation of resource-based enterprises? [J]. Studies in Science of Science , 2022 , 40(2) : 332 – 344. (in Chinese)
- [42]Baker R , Jorring A , Kost K , et al. Measuring economic policy uncertainty [J]. The Quarterly Journal of Economics , 2016 , 131(4) : 1593 – 1636.
- [43]Parent O , Lesage J P. Using the variance structure of the conditional autoregressive spatial specification to model knowledge spillovers [J]. Journal of Applied Econometrics , 2008 , 23(2) : 235 – 256.
- [44]Wang X , Xu L , Ye Q , et al. How does services agglomeration affect the energy efficiency of the service sector? Evidence from China [J]. Energy Economics , 2022 , (112) : 106159.
- [45]Fang J , Tang X , Xie R , et al. The effect of manufacturing agglomerations on smog pollution [J]. Structural Change and Economic Dynamics , 2020 , (54) : 92 – 101.
- [46]Shan Y , Guan D , Zheng H , et al. China CO₂ emission accounts 1997 – 2015 [J]. Scientific Data , 2018 , 5(1) : 1 – 14.
- [47]Arellano M , Bover O. Another look at the instrumental variable estimation of error-components models [J]. Journal of Econometrics , 1995 , 68(1) : 29 – 51.

Carbon emission performance in China’s manufacturing agglomeration: A multi-level moderating perspective of digital innovation and economic policy uncertainty

PENG Hui^{1,2} , LU Yao-bin^{1*}

1. School of Management , Huazhong University of Science and Technology , Wuhan 430074 , China;
2. Academy of Mathematics and Systems Science , Chinese Academy of Sciences , Beijing 100190 , China

Abstract: Manufacturing agglomeration and energy conservation and emission reduction serve as important levers and target functions for high-quality development in China , significantly influenced by the level of digital innovation and the uncertainty of economic policy. Based on the dual role of digital innovation and the hierarchical moderating effect of economic policy uncertainty , this study utilizes panel data from Chinese provinces and employs: A spatial Durbin model combined with multi-scenario analysis to conduct an in-depth exploration of the impact of manufacturing agglomeration on carbon emission performance. The study finds an ‘N’-shaped curve relationship between manufacturing agglomeration and carbon emission performance , indicating a win-win situation for economic growth and carbon emission performance once manufacturing agglomeration reaches a certain threshold. Digital innovation plays a dual role: As an outcome , there is an inverted ‘U’-shaped curve relationship between digital innovation and carbon emission performance; as a process , it positively moderates the relationship between manufacturing agglomeration and carbon emission performance , with a stronger positive moderating effect under higher economic policy uncertainty scenarios. Further analysis shows that , under different scenario combinations , manufacturing agglomeration exhibits differentiated characteristics affecting carbon emission performance. This research provides valuable policy insights for promoting high-quality development of regional manufacturing in China , achieving dual carbon targets , and facilitating Chinese-style modernization.

Key words: manufacturing agglomeration; carbon emission performance; digital innovation; economic policy uncertainty; multiple scenario analysis