

工业智能化对中国工业碳排放效率的影响及空间效应研究

王艳秋, 陶思佳

(东北石油大学 经济管理学院, 黑龙江 大庆 163318)

摘要:“30·60”的双碳目标提出后,工业智能化作为新一轮技术革命和产业变革的关键驱动力,对我国实现“碳达峰、碳中和”目标发挥重要作用。基于2006—2019年中国30个省份(因数据缺失,不包括西藏和港澳台地区)的面板数据,运用固定效应模型、中介效应模型、空间杜宾模型,多维度实证分析了工业智能化对中国工业碳排放效率的影响及空间效应。研究发现:①工业智能化发展能够提升工业碳排放效率;②工业智能化能够依靠技术进步和抑制能源强度提升工业碳排放效率;③空间效应上,工业智能化的发展能够提升本地区工业碳排放效率,但对周边地区工业碳排放效率的溢出、扩散效应还未显现;④工业智能化对工业碳排放效率的影响存在空间异质性,其发展能够带动东部地区工业碳排放效率的提升,而对中西部地区工业碳排放影响较小。研究结果有效补充了有关工业碳排放效率的影响因素及有关工业智能化的研究,为工业智能化驱动工业碳排放效率提升提供了可靠的实证依据,同时为工业的绿色发展提供了政策参考。

关键词:工业智能化;工业碳排放效率;中介效应;空间溢出效应;区域均衡发展

中图分类号:F424.3 **文献标志码:**A **文章编号:**1002—980X(2023)1—0130—11

一、引言

以二氧化碳为主的温室气体持续增加导致冰川加速消融、海平面上升、旱涝两极化等极端现象频发,成为影响着人类生存与发展的全球性危机(Nguyen et al, 2020)。为了应对全球气候问题,中国在联合国会议上提出碳减排目标,即在2030年前达到碳排放峰值,在2060年之前实现碳中和(Liang et al, 2022)。工业作为国民经济支柱产业,由于其长久以来呈现出“高投入、高消耗、高污染”的粗放型增长模式存在明显的生态缺陷性,其碳排放量占中国碳排放的70%,已然成为中国碳排放的最大主体(Fu et al, 2021)。工业领域减排降碳对中国实现“双碳”目标具有重大意义。

工业智能化作为一种新兴的技术,将人工智能(AI)与工业企业的生产活动相结合,能够帮助工业企业实现从研发到销售的整个生产链的智能化改造和升级,为工业部门加速碳减排任务提供了新的途径(Zheng et al, 2021)。伴随新一轮技术革命的推进,以德国为首的西方发达国家正式提出“工业4.0”,试图依靠工业智能化推动技术变革和产业升级。中国为抓住这次工业革命的契机,加速推进科技发展战略,将发展应用数字技术的智能制造产业及促进生态文明建设的绿色制造产业,积极布局与完善工业智能化生态体系建设。那么,现阶段工业智能化究竟对中国工业碳排放效率产生怎样的影响?其影响机制又是什么?工业智能化和工业碳排放效率的演进中是否存在空间溢出效应?这对于中国工业实现碳达峰而言,是一个值得思考的问题。

在低碳化发展背景下,碳排放效率作为衡量碳排放的一种方式被国内外学者广泛使用。多数研究集中于碳排放效率测算方法的探索及其影响因素的分析。对于碳排放效率的测算大致分为两种角度,一类是通过单一要素对碳排放效率进行测算,用CO₂排放量比上GDP来定义碳生产率概念(Kaya and Yokobori, 1997),以单位能源消耗的碳排放量作为碳指数(Mielnik and Goldemberg, 1999)。另一类基于全要素视角对碳排放效率进行测算,主要包括有随机前沿分析法(SFA)、M-L指数法、数据包络模型(DEA)及改进模型进行测度(李琳和赵桁, 2021)。在碳排放效率影响因素方面,学者们已从产业结构(徐英启等, 2022)、对外开放(李健和武敏, 2022)、环境规制(江三良和鹿才保, 2022)、技术进步(岳立和韩亮, 2022)等角度进行了分析。

智能化作为传统工业转型升级的主要方式在全球范围内蓬勃兴起。对于工业智能化方面的研究,多数

收稿日期:2022-10-08

基金项目:河北省社会科学基金项目“可持续发展和多尺度视域下京津冀城市群生态福利绩效测算、演化及路径研究”(HB22YJ011)

作者简介:王艳秋,博士,东北石油大学经济管理学院教授,博士研究生导师,研究方向:绿色增长与生态经济;陶思佳,东北石油大学硕士研究生,研究方向:碳排放与区域可持续发展。

涉及两个方面。一是工业智能化对于生产效率方面的影响。工业智能化的应用能够提升企业生产效率和业务扩张,但是却加剧了行业竞争,从而导致整体呈负效应(Acemoglu et al, 2020)。此外,人口增长较低的发达国家会更快地引入自动化技术及智能化生产设备去缓解劳动力增长不足导致的生产率下滑(Acemoglu and Restrepo, 2018)。二是工业智能化对社会经济发展的影响。赵星(2021)在Acemoglu和Restrepo(2018)任务框架下构建一般均衡模型,实证分析了工业智能化对全要素生产率的驱动作用。相反也有学者认为政府不监管人工智能发展,资本会从传统物质部门向人工智能部门聚集,经济将最终陷入停滞(黄旭和董志强, 2019)。

随着人工智能技术的不断推进,研究开始从人工智能视角转移至关注工业绿色发展问题。关于工业智能化对碳排放效率影响的研究,最早开始于ICT(信息通信技术)对碳排放影响的讨论,但并未形成统一的观点,ICT与碳排放之间的关系通常分为以下三种观点。其一,ICT的应用能以环境友好的方式促进经济增长,优化能源结构和产业升级,有利于减少碳排放(Liu et al, 2015)。其二,ICT的广泛应用能够减少能源的使用,此外,也会降低能源价格造成能源过剩,进一步刺激能源的使用和能源转型,从而降低技术进步的预期节能效果,即所谓“回弹效应”(Wei and Liu, 2017)。其三,有部分学者认为ICT的应用与碳排放之间的关系还有待进一步研究,ICT的应用方式对环境的影响有着重要作用,人类行为起着决定性的作用(Plepys, 2002)。也有学者认为信息通信技术的发展对环境影响呈“倒U”型(Higón et al, 2017)。随着经济的高速发展和技术水平的不断提高,工业机器人在工业行业的应用也越来越广泛,区域碳排放的主体是工业,工业智能化与工业碳排放的关系也逐渐引起学者们的关注,但同样也未形成统一的观点。有学者指出人工智能的应用能够显著降低碳排放强度,但影响具有阶段性和产业异质性(Liu et al, 2022),也有学者发现工业智能化对碳排放的影响存在驱动效应和制约效应的双向影响关系,对于碳排放总量是驱动效应,而对碳排放强度是抑制效应(黄海燕等, 2021)。

上述研究虽然取得了一定成果,但关注工业智能化与生产效率及经济发展关系的较多,而关注环境因素的较少。此外,多采用单一指标对碳排放进行评价,虽然便于理解和操作,但难免存在局限性和片面性。其次,缺乏工业智能化对中国工业碳排放效率影响及空间效应的研究证据。与现有文献相比,本文的贡献主要体现在以下三个方面:第一,在研究视角的选取上。创新性地将工业智能化与工业碳排放效率结合起来,为工业碳减排后续研究提供一个新角度。第二,在理论分析上。从直接影响、间接影响及空间效应三个方面,多维度探寻工业智能化对工业碳排放效率的影响,为更好地认清二者之间的关系提供依据。第三,在研究结论上。通过实证研究发现了工业智能化能够促进工业碳排放效率的提升,这种提升可以通过促进技术进步及抑制能源强度两条路径实现。此外,在空间效应上,工业智能化的发展能够提升本地区工业碳排放效率,但对周边地区工业碳排放效率的溢出、扩散效应还未显现。同时,工业智能化对工业碳排放效率的影响存在明显的空间异质性。

二、理论分析

工业智能化是指将先进的制造技术与信息技术充分融合,形成“人-机-物”三元互联的智能系统。在工业生产活动中,工业智能可以促进企业生产方式实现智能化,帮助企业实现从研发到销售的整条生产链的智能化改造和升级。

(一)工业智能化对工业碳排放的直接影响

首先,工业智能化依托于人工智能技术,以引导企业积极争创绿色车间,智能工厂,企业技术中心等为载体,助力降低碳排放。对于智能化工厂而言,由于智能化技术所引致的其自我感知与学习能力,可以对生产环境优劣进行自主感应,判断其生产环节中的耗能及污染情况,进行实时分析并提出解决方案。其次,从工业企业内部来看,人工智能技术可以自动设置和调整机器运行参数,优化生产流程,让机器和设备成为更加节能高效的系统。从工业企业外部来看,生产供应链上智能化技术水平较高的核心企业能够带动上下游企业进行绿色产品设计、绿色工艺设计及污染治理等环节的低碳化改造,实现整条生产供应链的低碳循环生产(唐晓华和迟子茗, 2022)。最后,政府、工业企业还可利用人工智能技术监测和跟踪碳足迹(薛飞等, 2022),对污染物排放进行监管,提高对污染源的预警和感知能力,提升碳减排相关决策的准确性,并通过重塑工业生产方式及助力低碳技术创新等途径降低碳排放。

(二) 工业智能化对工业碳排放的间接影响

以“高投入、高消耗、高污染”的粗放型增长模式是工业化进程中出现生态环境问题主要的原因。促进工业企业生产中技术进步转型升级和优化能源使用是解决保增长、促减排这一“两难”格局的关键路径。其一,技术进步被视为是同时解决经济与环境问题的“双赢”方案(邵帅等,2016)。工业企业可以通过智能技术不断自我学习,更新与获取绿色生产知识与技能是企业催生新技术和新模式,促使企业生产转向符合环境要求的经济发展模式,改变原有的粗放式生产方式,淘汰落后与污染产能,实现绿色生产。其二,减少化石能源消耗是碳减排的主要目标(陈诗一,2011)。工业企业能够通过信息通讯技术获取生产相关数据,利用智能算法综合考虑产能、物料和人员配备等要素,实现对能源的供需匹配和合理调度,有利于实现对能源供应的动态调整和实时优化,制定合理的生产和减排方案,减少能源消费量和使用成本,使工业企业能源消耗与经济产出适配,抑制能源强度,实现节能减排。此外,工业企业还可以基于能源数据建立能源管理系统和能耗分析模型对现存制造设备和工艺进行数字化改造,优化工艺参数和设备升级,达到抑制能源强度的目的,从而实现工业碳减排。

(三) 工业智能化对工业碳排放的空间溢出效应

新经济地理学的“中心-外围”模型认为,生产要素的跨区域流动会使经济活动的空间关联性上升,即可能造成空间聚集或扩散效应(许钊等,2022)。当某地区相对于邻近地区存在资源禀赋优势时,在要素趋优机制驱动下,生产要素会流向优势地区。此外,已有研究证实(王为东等,2018),二氧化碳作为气候变化与温室效应的主要来源,具有显著的流动特性,地区工业碳排放不仅取决于自身,也取决于邻近地区工业碳排放。因此,有必要探讨工业智能化对工业碳排放效率的空间溢出效应。

工业智能化具有与其他工业技术创新不一样的特征,前者被认为是互联网延续发展的革命性产物(贾根良,2016),通过常规的计算机技术依靠既定的程序执行生产活动,又具备生物智能的自我学习、自适应和自行动的属性,执行的工业任务比以往机器更广。此外,智能工业企业聚集更容易发生在工业智能化基础设施条件优越和智能技术研发实力更强的地区,造成在少数地区的高度集聚,出现“赢家通吃”的局面。因此,工业智能化的碳减排空间效应可能表现出与一般性技术创新的正向溢出效应相反的特征。

三、研究设计

(一) 计量模型构建

1. 基准回归模型

基于上述理论分析,首先建立普通面板基准回归模型,针对工业智能化对工业碳排放效率的影响进行实证分析,构建如式(1)所示计量模型:

$$CE_{i,t} = \alpha_0 + \alpha_1 AL_{i,t} + \sum \varphi Control_{i,t} + \varepsilon_{i,t} \quad (1)$$

其中: $CE_{i,t}$ 为*i*地区*t*时期的工业碳排放效率; $AL_{i,t}$ 为工业智能化; $Control_{i,t}$ 为一系列控制变量; $\varepsilon_{i,t}$ 为随机误差项;下标*i*和*t*分别为地区和时间。

2. 中介效应模型

除了(1)式所体现的直接效应,工业智能化也可能通过其他某些因素对工业碳排放效率产生间接影响。通过对于前文理论分析,工业智能化可以依靠驱动技术进步和抑制能源强度促进中国工业碳排放效率的提升,借鉴温忠麟和叶宝娟(2014)的研究,纳入中介变量,使用逐步检验方法,构建中介效应模型。基于基本式(1)构建以下模型:

$$M_{i,t} = \eta_0 + \eta_1 AL_{i,t} + \eta_2 \sum \varphi Control_{i,t} + \nu_{i,t} \quad (2)$$

$$CE_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 AL_{i,t} + \beta_2 M_{i,t} + \beta_3 \sum \varphi Control_{i,t} + \xi_{i,t} \quad (3)$$

其中: M 为中介变量,分别为技术进步及能源强度; η 和 λ 为待估计系数; $\nu_{i,t}$ 和 $\xi_{i,t}$ 为随机扰动项。

3. 空间面板模型

根据前文理论分析,工业碳排放效率与工业智能化在空间上可能存在相关性。为了探究工业智能化对工业碳排放效率的空间溢出效应,在式(1)中引入空间交互项,建立空间视角下工业智能化对工业碳排放效率影响的计量模型:

$$CE_{i,t} = \alpha_0 + \rho WCE_{i,t} + \alpha_1 AL_{i,t} + \gamma_1 WAL_{i,t} + \sum \varphi Control_{i,t} + \gamma_2 W \sum Control_{i,t} + \varepsilon_{i,t} \quad (4)$$

$$\varepsilon_{i,t} = \lambda W\varepsilon_{i,t} + \mu_{i,t} \quad (5)$$

其中： ρ 为空间自相关系数； W 为空间权重矩阵，构建地理反距离平方矩阵(Tobler, 1970)，即地区间距离越近影响越大，反之越小； γ_1 和 γ_2 为核心解释变量及控制变量空间交互项的系数； $\varepsilon_{i,t}$ 为空间误差自相关项； $\mu_{i,t}$ 为随机扰动项。当 $\rho \neq 0$ 、 $\gamma_1 = 0$ 、 $\gamma_2 = 0$ 、 $\lambda = 0$ 时，式(4)为SAR模型(空间自回归模型)，当 $\rho = 0$ 、 $\gamma_1 = 0$ 、 $\gamma_2 = 0$ 、 $\lambda \neq 0$ 时，式(5)为空间误差模型(SEM)，当 $\rho \neq 0$ 、 $\gamma_1 \neq 0$ 、 $\gamma_2 \neq 0$ 、 $\lambda = 0$ 时，式(5)为SDM模型(空间杜宾模型)。

(二)变量选择及数据说明

1. 工业碳排放效率

选用基于非期望产出的Super-SBM模型(Tone, 2003)。与DEA模型相比，非期望产出Super-SBM模型能够充分考虑到投入与产出要素的冗余和松弛性问题，能够准确度量存在非期望产出时的工业碳排放效率值。具体模型如下。

$$\min \rho = \frac{1 + \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \frac{s_i^-}{x_{i0}}}{1 - \frac{1}{q_1 + q_2} \left[\sum_{r=1}^{q_1} \frac{s_r^+}{y_{r0}} + \sum_{t=1}^{q_2} \frac{s_t^{b-}}{b_{t0}} \right]} \quad (6)$$

$$\text{s.t.} = \begin{cases} \sum_{j=1}^n x_j \lambda_j - s^- \leq x_0, & i = 1, \dots, m \\ \sum_{j=1}^n y_j \lambda_j + s^+ \leq y_0, & r = 1, \dots, q_1 \\ \sum_{j=1}^n b_j \lambda_j - s^+ \leq y_0, & r = 1, \dots, q_1 \\ 1 - \frac{1}{q_1 + q_2} \left[\sum_{r=1}^{q_1} \frac{s_r^+}{y_{r0}} + \sum_{t=1}^{q_2} \frac{s_t^{b-}}{b_{t0}} \right] > 0 \\ \lambda_j, s_i^-, s_r^+, s_t^{b-} \geq 0, & j = 1, \dots, n, \quad j \neq j_0 \end{cases}$$

其中：假设有 n 个决策单元； j 为各个DMU； ρ 为工业碳排放效率值； m 、 q_1 、 q_2 分别为投入、期望产出及非期望产出的个数； x_{i0} 为对应投入矩阵； y_{r0} 为对应期望产出矩阵； b_{t0} 为对应非期望产出矩阵； s_i^- 、 s_r^+ 、 s_t^{b-} 分别为投入、期望产出和非期望产出的松弛变量； λ 为不同决策单元所占权重。

选取投入指标包括劳动力(分地区工业行业从业人数)，资本(分地区规模以上工业固定资产净值)及能源总量(分地区能源消费总量)，期望产出指标选取分地区规模以上工业企业主营业务收入表来表示，非期望产出为分地区工业CO₂排放量。本章依据《IPCC国家温室气体排放清单指南2006》中的方法，利用我国各个地区的煤炭、天然气和焦炭等8种化石燃料的消费量计算出各地区的工业CO₂排放量，具体公式如式(7)所示：

$$CO_{2i,t} = \sum E_{i,t,j} \times NCV_j \times CEF_j \times COF_j \times \frac{44}{12} \quad (7)$$

其中： $CO_{2i,t}$ 为 i 地区第 t 年工业CO₂排放量； j 为能源种类， $E_{i,t,j}$ 为 i 地区第 t 年各形式燃料(煤炭、天然气、焦炭、燃料油、汽油、煤油、柴油和原油)的折标煤消费量； NCV_j 为各燃料净发热值； CEF_j 为各燃料碳含量； COF_j 为各燃料碳氧化因子； $NCV_j \times CEF_j \times COF_j \times \frac{44}{12}$ 则为CO₂排放系数，通常取值为1。

2. 核心解释变量：工业智能化水平

利用工业机器人渗透度来衡量工业智能化水平(韩民春等, 2020)。基于国际机器人联合会(IFR)数据库构建工业智能化指标，以各地区各行业的就业份额作为权重，估算各地区工业机器人渗透率来构造工业智能化这一指标。此外，本文还将该指标进行了对数处理。其计算公式为

$$AL_{i,t} = \ln \left(\sum_{j \in i} \frac{R_{i,t}}{L_{i,t}} \times \frac{L_{i,t,s}}{L_{i,t}} \right) \quad (8)$$

其中: $L_{i,t,s}$ 为 t 时期 s 地区 i 行业就业人员的数量; $L_{i,t}$ 为 t 时期 s 地区的就业人员总数; $\frac{L_{i,t,s}}{L_{i,t}}$ 为 t 时期 s 地区 i 行业就业人员比例,即权重; $R_{i,t}$ 为 t 时期行业的工业机器人数量; $L_{i,t}$ 为 t 时期 i 行业全国就业人员总数; $\frac{R_{i,t}}{L_{i,t}}$ 为 t 时期 i 行业全国层面的机器人密度。

3. 中介变量

如上文理论分析所述,工业智能化不仅能够引导传统工业企业淘汰落后产能,倒逼其技术创新来改变过去的粗放型生产模式,而且工业智能化还可以依托人工智能技术实现对能源的供需和产出匹配合理调度,达到抑制能源强度的目的,从而提升工业碳排放效率。至此,为探究工业智能化对工业碳排放效率的影响机制,本文将技术进步和能源强度作为中介变量:①技术进步(RD):用单位工业能源的新产品销售额衡量;②能源强度(EI):工业能源消耗量与工业总产值之比衡量。

4. 其他控制变量

为尽量减少由遗漏变量引起的估计偏误,在计量模型中纳入如下控制变量。

(1)经济发展水平(GDP):反映着地区经济发展水平的高低,以人均GDP来反映地区经济发展水平。

(2)能源结构(ES):煤炭在中国能源消费结构中占据主要位置,也是区域工业碳排放的主要来源之一。采用煤炭消费量占能源消费总量的比例来衡量能源结构。

(3)产权结构(PS):不同产权意味着企业间在污染管理等方面存在差距,从而对其碳排放效率产生影响。以国有工业企业主营业务收入与规模以上工业企业主营业务收入之比来衡量产权结构。

(4)环境规制(ER):为响应绿色可持续发展,中国的环境规制力度增加。一方面,约束企业控制污染物排放,引进低碳清洁技术;另一方面,可能会加重企业产品成本,抑制工业碳排放效率提升。选用工业污染治理投资额的对数表示。

(5)外商投资水平(FDI):外商投资是工业智能化来源的重要渠道,也为中国市场带来清洁低碳技术。利用外商直接投资额与GDP的比值来表示。

(6)产业结构(IS):由于中国当前正处于工业化加速进程的阶段,工业是区域碳排放的主要来源。以第二产业占GDP比重来表示。

(7)政府干预(GI):利用技术选择指数来衡量(林毅夫等,2012)。技术选择指数越高,表明该地区发展战略偏离其比较优势战略越远,从而政府对经济制度等方面干预越强。

(8)数字化设施水平(DT):用长途光缆里程的对数表示,反应不同地区数字化基础设施水平。

5. 数据来源及说明

样本文期为2006—2019年,选取中国30个省市(因数据缺失,不包含西藏地区及港澳台地区)的工业面板数据为研究对象。在计算工业智能化指标时,按照《中国劳动统计年鉴》所提供的制造业分省分行业就业数据,将中国统计体系中的行业分类标准与IFR所提供的制造业工业机器人数据进行比对并归类,得到共涉及的14个制造业分行业相关数据。对于工业碳排放效率及其他控制变量数据主要来源于《中国统计年鉴》《中国能源统计年鉴》《中国工业统计年鉴》《中国经济普查年鉴》及国家统计局。各变量的描述性统计见表1。

表1 变量的描述性统计

类型	变量	变量名称	样本量	平均值	标准差	最小值	最大值
被解释变量	CE	工业碳排放效率	420	0.6023	0.2697	0.2369	1.1321
核心解释变量	AI	工业智能化	420	-0.8692	1.8762	-5.3003	2.5034
中介变量	RD	技术进步	420	0.2908	0.2841	0.0002	1.0753
	EI	能源强度	420	2.6298	1.5591	0.8484	10.504
控制变量	GDP	经济发展水平	420	4.4280	2.6186	0.897	12.8994
	ES	能源结构	420	0.7881	0.4313	0.0875	2.2022
	ER	环境规制	420	2.6217	0.9859	-0.8315	4.5584
	FDI	外商投资水平	420	0.02346	0.0204	0.0005	0.1048
	PS	产权结构	420	0.3799	0.1842	0.1072	0.8160
	GI	政府干预	420	0.7667	0.7141	0.0301	3.5292
	IS	产业结构	420	4.1974	4.4569	0.9033	21.0762
	TD	数字设施水平	420	2.8701	1.5578	0.18	7.64

四、实证分析

(一) 中国工业碳排放效率的演变趋势

为更加明显地观察中国各省工业碳排放效率水平,采用非期望产出的 Super-SBM 模型测算 2006—2019 年 30 个省份的工业碳排放效率。此外,参照中国区域规划标准,将全样本划分为东、中和西部地区三个子样本^①,其时序演变趋势如图 1 所示。2006—2019 年工业碳排放效率整体呈现缓慢上升趋势,由 2006 年的 0.525 缓慢上升至 2014 年的 0.576,上升幅度较小,平均效率值 0.582,标准差为 0.036。其中,第一阶段 2006—2010 年工业碳排放效率上升幅度较大,该阶段中国作为卖方参与清洁发展机制项目(clean development mechanism, CDM),借鉴国外的经验教训,通过进引吸收发达国家的技术和资金,特别是对可再生能源技术及低碳技术引进,促进中国实施可持续发展战略,从而使中国工业碳排放效率得以提高。第二阶段 2011—2019 年趋于平缓,由 0.399 升至 0.423,年均增长率为 0.39%。这一时期中国提出工业高质量发展,传统工业产业结构、能源结构处于转型过渡期,清洁生产技术和污染控制技术逐渐完善,由粗犷高速增长阶段转向更集约且可持续发展阶段,区域工业碳排放效率处于平稳增长状态。整体来看,中国具有很大的工业碳排放效率提升潜力,未来应继续大力开发清洁能源,优化能源结构,促进传统工业转型升级,助力工业碳排放效率稳步提升。

从东、中、西部三大地区来看,工业碳排放效率均值分别为 0.634、0.528、0.390,呈现出“东—中—西”递减的区域差异特征。东部地区的工业碳排放效率整体较高且常年高于全国平均水平,其次是中部地区,最后是西部地区始终最低。从变化趋势来看,东部地区工业碳排放效率呈现倒“U”型,中西部地区工业碳排放效率都呈现出上升趋势,中部地区涨幅较大,由 0.376 上升至 0.515,而西部地区上升幅度较小。其原因在于东部地区经济发展水平较高,产业转型升级基础设施完善,高新技术产业发展水平迅速,在资源能源方面高效利用和环境绿色治理方面表现突出。中西部地区由于传统资源消耗型工业企业较多,仍处于“高投入、高消耗、高污染”的粗犷式发展阶段,导致其工业碳排放效率处在较低的水平。因此,中西部地区应加快传统工业生产模式的绿色转型,加大对低碳技术创新的研发投入,充分发挥清洁能源的优势,通过调整产业结构及绿色技术创新等方式促进低碳发展,逐步提高区域工业碳排放效率。

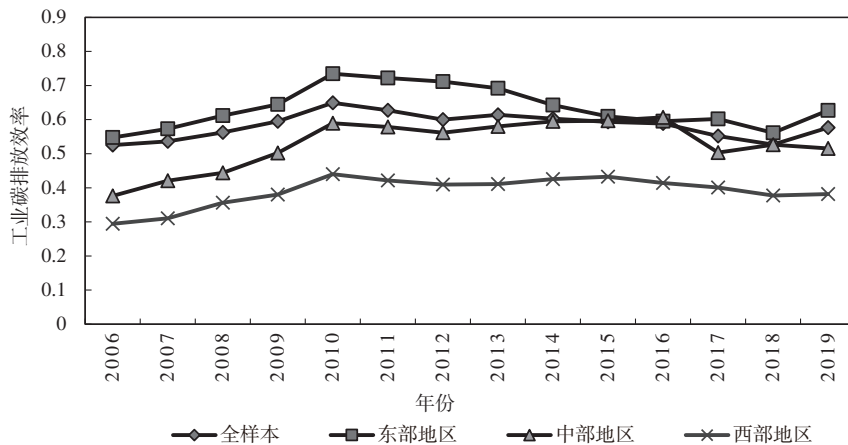


图 1 2006—2019 年中国工业碳排放效率变化趋势

(二) 基准回归结果分析

基于上述对于中国工业碳排放效率时空演变趋势的分析,探索工业智能化是否能够成为提升工业碳排放效率的动力,利用 Stata17.0 软件对基本模型(1)进行实证检验,根据豪斯曼(Hausman)检验结果,固定效应模型适用于本文。基准回归结果见表 2,(1)列回归结果显示,工业智能化系数始在 5% 的显著性水平上为正,表明工业智能化能够成为提升工业碳排放效率的动力。本文在(2)列、(3)列中,分别纳入时间因素和控制变量,得出的回归结果依然具有稳健性。从控制变量的系数看,人均 GDP 大小在 5% 水平上显著为正,表

① 东部地区包括:辽宁、北京、上海、天津、江苏、浙江、福建、山东、河北、广东、海南。中部地区包括:黑龙江、吉林、河南、山西、湖北、湖南、安徽、江西。西部地区包括:重庆、四川、内蒙古、广西、西藏、陕西、贵州、云南、青海、宁夏、甘肃、新疆。

明经济发展水平的提高有助于工业碳排放效率的提升。引进外商投资有利于发达国家的先进技术向国内转移和溢出,促进发展中国家技术创新和绿色发展。能源结构系数显著为正,说明在发展经济过程中同时也注意控制煤炭的消耗量。此外,环境规制的系数显著为负,可能是由于产生“绿色悖论”现象,政府监管愈发严格,压缩化石燃料开采的利润空间,反致企业为了利润最大化从而加速开采,从而使工业碳排放效率下降。产权结构系数为负也与预期不符,可能原因是国有企业垄断导致技术创新动力不足,阻碍了市场经济的健康发展(李健等,2017),迫使推动工业碳排放效率提升的动力不足。

(三) 稳健性检验

1. 更换被解释变量

为确保研究结论的稳健性,采用工业碳排放强度的倒数 CE_2 (工业主营业务收入与工业碳排放量的比值) 作为被解释变量做稳健性检验。表 3 的 (1) 列显示,工业智能化的系数仍在 5% 的显著性水平上为正,说明工业智能化水平的提升仍然有助于推动工业碳排放效率的提升,验证了前文实证结论是具有稳健性的。

2. 内生性问题的检验

在基准回归分析中通过加入控制变量和时间固定效应来减小内生性的问题,但仍可能存在由其他内生性问题对估计结果造成影响。一方面,由于地区工业碳排放效率存在时间惯性,上一期的工业碳排放效率可能会对下一期的工业碳排放效率造成影响,从而导致内生问题;另一方面,工业碳排放效率越高的区域越容易吸引清洁产业和高技术产业集聚,工业智能化水平可能越高,由此带来的逆向因果关系可能会导致内生性问题。为了解决内生性问题,首先,构建动态面板回归模型,将工业碳排放效率的滞后 1 期项纳入方程利用系统 GMM 模型进行回归检验,表 3 的 (2) 列显示工业智能化系数仍在 1% 显著性水平上为正,表明工业智能化水平的提升对于推动工业碳排放效率影响仍然显著。其次,将同时期本地区以外省份的工业机器人密度均值的对数作为工具变量进行两阶段最小二乘回归(杨光和侯钰,2020)。表 3 的 (3) 列显示工业智能化仍在 5% 显著性水平上为正,再次验证了前文工业智能化能够提升工业碳排放效率的结论。

(四) 中介效应回归结果分析

上文的回归结果表明工业智能化发展能够有效提升工业碳排放效率,其具体机制如何尚需分析。为了考察工业智能化对工业碳排放效率的影响机制,纳入中介变量进行分析。依据中介效应的检验方法,在模型 (1) 基本回归的基础上,纳入中介变量,最终估计结果见表 4,技术进步与能源强度作为中介变量时,Sobel 检验结果均通过了 1% 的显著水平,说明存在中介效应。(3) 列的工业智能化对能源强度的抑制在 1% 水平上显著为正,说明工业智能化与能源强度间存在显著的

表 2 基准回归结果

变量	(1)	(2)	(3)
	CE	CE	CE
AL	0.0375*** (0.00701)	0.0326** (0.0148)	0.0284** (0.0138)
GDP			0.0581** (0.0246)
ES			0.0560*** (0.0161)
PS			-0.504** (0.216)
ER			-0.0414*** (0.0133)
FDI			2.134** (0.956)
IS			0.0128 (0.0243)
GI			-0.0582 (0.0679)
DT			0.0307 (0.0292)
_cons	0.635*** (0.00609)	0.581*** (0.0584)	0.570*** (0.166)
时间固定效应	否	是	是
N	420	420	420
R ²	0.204	0.367	0.496

注:***、**、* 分别表示在 1%、5%、10% 水平上通过显著性检验;括号内为标准误。

表 3 内生性问题及稳健性检验结果

变量	(1)	(2)	(3)
	CE_2	系统 GMM	IV-2SLS 回归
L. CE		0.783*** (0.145)	
AL	0.0395** (0.0163)	0.0857*** (0.0353)	0.226** (0.112)
控制变量	控制	控制	控制
R ²	0.788		0.501
时间固定	控制	控制	控制
AR(1)		-1.98	
AR(2)		0.6	
Sargan 检验 P 值		0.614	
N	420	420	420

注:***、**、* 分别表示在 1%、5%、10% 水平上通过显著性检验;括号内为标准误。

表 4 中介效应回归结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	RD	CE	EI	CE
AL	0.8613*** (0.2251)	0.0451*** (0.01)	-0.2844*** (0.0355)	0.0364*** (0.01)
RD		0.0929** (0.0466)		
EI				-0.0325*** (0.0077)
控制变量	控制	控制	控制	控制
时间固定效应	是	是	是	是
Sobel 检验值(P 值)	0.0389*** (0.0036)		-0.0103*** (0.0031)	
N	420	420	420	420
R ²	0.860	0.722	0.861	0.727

注:***、**、* 分别表示在 1%、5%、10% 水平上通过显著性检验;括号内为标准误。

中介作用。表4的(1)列、(2)列当技术进步为中介变量时,技术进步系数在5%水平上显著为正,工业智能化系数在1%水平上显著为正,表明工业智能化可以通过驱动技术进步,从而有助于推动工业碳排放效率的提升。(3)列、(4)列当能源强度为中介变量时,(3)列中工业智能化系数在1%水平上显著为负,表明工业智能化与能源强度间也存在显著的中介作用。(4)列的能源强度与工业智能化系数均在1%水平上显著为负,说明工业智能化还可以通过抑制能源强度,从而使工业碳排放效率得到提高。总体来看,抑制能源强度对工业碳排放效率提升的中介作用效果要明显优于驱动技术进步。

(五)空间溢出效应分析

1. 空间相关性检验与计量模型的选择

考察研究变量是否存在空间相关性,首先要用 Moran's I 指数对工业碳排放效率是否在空间上存在相关性进行检验。从表5中可以看出,2006—2019年工业碳排放效率 Moran's I 指数均显著为正,说明工业碳排放效率在空间上具有显著的正向空间自相关性,即意味着各地区工业碳排放效率并非独立,存在空间集聚现象。此外,工业碳排放效率及工业智能化的 Moran's I 值均大于0,表明变量间存在空间正相关性。因而,本文选用空间计量模型对工业智能化与中国工业碳排放效率关系进行研究具有合理性。为了选择合适的空间计量模型,需要进行拉格朗日乘子检验(LM),从表6的结果可知,LM test no spatial lag、Robust LM test no spatial lag、LM test no spatial error 和 Robust LM test no spatial error 四项指标均通过了检验,说明本文实证选择空间模型的正确性。同时,由似然比检验(LR)结果可知,LR-SDM-SAR 与 LR-SDM-SER 的 P 值均为0.00,拒绝原假设,说明构建空间杜宾模型进行工业智能化对工业碳排放效率影响的实证研究更为有效。

2. 空间溢出效应的实证分析

空间杜宾模型的实证结果见表7。从(1)列可知,工业智能化的系数均1%水平上显著为正,并且 ρ 代表的空间自回归系数也显著为正,表明就整体而言,工业智能化对本地区工业碳排放效率具有明显的驱动作用,进一步验证了上述结论。(2)列表明,工业碳排放效率的空间滞后项未通过显著性检验,说明本地区工业智能化的发展对于周围地区工业碳排放效率影响不明显。(3)列~(5)列为直接效应,间接效应和总效用,直接效应是指工业智能化对该地区本身工业碳排放效率的影响,间接效应是指本地区工业智能化对周围地区工业碳排放效率的影响,总效用反映了工业智能化对工业碳排放效率的平均影响。可以看出,间接效应方面工业智能化系数为负,说明地区工业智能化发展存在抑制周边省区工业碳排放效率提升的现象。可以解释为在样本期内,工业智能化的发展仍处于初期阶段,其发展水平较高的地区会对周围地区产生“虹吸效应”,即使周边地区的经济资源、生产要素涌入,从而驱动本地区工业碳排放效率提升,相比于直接效应而言,地区工业智能化对周围地区的工业碳排放效率的空间溢出、扩散效应还未显现。

其余变量中,经济发展水平和能源结构等工业生产基础条件的直接效应和总效应均在1%的水平上显著为正,说明工业生产基础要素的完备有助于促进工业碳排放效率提升。另外,外商投资直接效应显著为正,间接效应和总效应为负,可以解释为 FDI 的流入会使当地经济快速发展,达到一定水平后对环境质量要求会有更高的标准,致使该地区会将污染严重的生产活动向环境要求低的地区转移。

3. 空间异质性分析

空间异质性被认为是地理学第二定律。中国幅员辽阔,各地区工业发展水平存在很大差异,不同地区的经济环境、能源资源及技术禀赋也存在差异,这些都有可能对工业智能化对工业碳排放效率影响存在区域差异。本文将样本分为东、中、西部分别进行空间计量分析,实证结果见表8。说明工业智能化发展显著带动东部地区工业碳排放效率的提升,而对中西部地区工业碳排放影响较小。根据前文的时空演变趋势分析,东部地区在全国范围内其经济水平、人才聚集与技术研发和投入等方面均具有明显优势,使之工业智能化水平更高,对工业碳排放效率提升的促进作用也更为明显。而对于中西部地区,工业智能化起步较晚,虽

表5 全局 Moran's I 指数

年份	工业碳排放效率		工业智能化	
	Moran's I	P	Moran's I	P
2006	0.296	0.000	0.136	0.116
2012	0.201	0.008	0.387	0.002
2019	0.154	0.023	0.334	0.006

表6 空间面板计量模型检验结果

检验	统计量	P
LM test no spatial lag	211.373	0.000
Robust LM test no spatial lag	51.387	0.000
LM test no spatial error	166.295	0.000
Robust LM test no spatial error	6.308	0.012
LR-SDM-SAR	37.91	0.000
LR-SDM-SER	23.02	0.006

能源资源丰富,但产业结构层次较低,资源消耗型工业偏重,且技术创新水平不高,大多地区仍处于消耗大量资源来促进经济发展的阶段,这使得工业智能化对于工业碳排放的影响并未显现。

表 7 空间杜宾模型回归结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	CE	空间滞后项	直接效应	间接效应	总效应
AL	0.053*** (0.0098)	-0.039 (0.0253)	0.054*** (0.0101)	-0.042* (0.0224)	0.012 (0.0249)
GDP	0.071*** (0.0053)	0.096*** (0.0131)	0.069*** (0.0053)	0.074*** (0.1105)	0.143*** (0.0105)
ES	0.101*** (0.01969)	0.108* (0.0585)	0.101*** (0.0188)	0.084 (0.0545)	0.185*** (0.0564)
PS	-0.426*** (0.05133)	-0.409** (0.1621)	-0.419*** (0.0490)	-0.306** (0.1331)	-0.724*** (0.1466)
ER	-0.047*** (0.0098)	-0.074*** (0.0256)	-0.045*** (0.0096)	-0.061*** (0.0224)	-0.106*** (0.0245)
FDI	1.216*** (0.4374)	-2.500** (1.1297)	1.288*** (0.4257)	-2.350** (1.0176)	-1.062 (1.2242)
IS	-0.008*** (0.0021)	-0.009 (0.0070)	-0.008*** (0.0020)	-0.007 (0.0060)	-0.015** (0.0061)
GI	0.003 (0.0183)	0.096* (0.0552)	-0.001 (0.0181)	0.086* (0.0511)	0.085* (0.0477)
DT	0.036*** (0.0067)	0.087*** (0.0229)	0.034*** (0.0063)	0.071*** (0.0195)	0.105*** (0.0218)
rho	-0.165* (0.093)				
sigma2_e	0.014*** (0.0010)				
N	420	420	420	420	420
R ²	0.448	0.448	0.448	0.448	0.448

注:***、**、*分别表示在 1%、5%、10% 水平上通过显著性检验;括号内为标准误;sigma2_e 为干扰项的标准差。

表 8 工业智能化影响工业碳排放效率的空间异质性分析结果

解释变量	东部地区	中部地区	西部地区
AL	0.041* (0.0227)	-0.010 (0.02)	0.002 (0.0141)
W×AL	0.154* (0.0859)	-0.124* (0.0694)	-0.038 (0.044)
控制变量	控制	控制	控制
固定效应	是	是	是
R ²	0.243	0.554	0.512
Log-likelihood	133.24	140.85	151.255

注:***、**、*分别表示在 1%、5%、10% 水平上通过显著性检验;括号内为标准误;Log-likelihood 反应模型的拟合优度。

五、结论与建议

工业是中国碳排放的主要来源,其减排结果关系到中国整体碳达峰目标的实现。本文基于 2006—2019 年中国内地省级面板数据,运用固定效应模型和中介效应模型实证分析了工业智能化对工业碳排放效率的影响及其影响机制,并运用空间杜宾模型进一步探索了工业智能化对中国工业碳排放效率的空间溢出效应及空间异质性。本文研究结论如下:①根据对中国工业碳排放效率时空演变趋势分析,时序上中国工业碳排放效率整体呈缓慢上升趋势,东部地区工业碳排放效率呈现倒“U”型,中西部地区工业碳排放效率都呈现出上升趋势。空间上中国工业碳排放效率并呈现出“东高西低、南高北低”的空间格局,东、中、西部三大地区呈现出“东—中—西”递减的区域差异特征;②通过基准回归的分析,工业智能化对工业碳排放效率的影响系数始终在 5% 显著性水平上为正,说明工业智能化水平的提升有助于推动工业碳排放效率的提升;③分别纳入中介变量探索工业智能化对工业碳排放的影响机制。回归结果显示,中介变量均在 5% 显著性水平上为正,说明工业智能化可以依靠驱动技术进步和抑制能源强度间接提高工业碳排放效率;④空间效应上,直接效应方面工业智能化的系数均在 1% 水平上显著为正,说明工业智能化会显著提升本地区工业碳排放效率水平,但间接效应方面系数显著为负,说明对其周边省区工业碳排放效率提升存在一定的抑制作用;⑤在空间异质性上,工业智能化发展显著带动东部地区工业碳排放效率的提升,而对中西部地区工业碳排放影响较小。

根据本文的研究结论,提出以下相关政策建议:

第一,加大工业智能化水平提升力度,提高政策扶持力度,积极推动工业各个领域的工业智能化改造,增强工业智能化的研发力度,突破“卡脖子”关键核心技术难关,改造升级传统粗放式工业产业,淘汰落后产能,助力工业绿色发展效率的提升。其次,加快推行工业清洁生产技术应用,以源头消减污染物生产量为目标的境界生产技术改造,实行工业企业废气净化升级改造。

第二,发挥技术进步驱动作用及能源强度的抑制作用,助力工业碳排放效率的提升。一方面,企业需要加大科技创新资本投入,刺激更多生产技术的研发及使要素配置更加优化,从而提升工业产品的附加值,使

得工业碳排放提高；另一方面，提高资源利用效率，践行绿色发展理念，大力发展清洁能源，减少对煤炭的过度依赖，降低煤炭在能源结构中的比重，注重推广清洁能源的使用，达到抑制碳强度的目的，从而改善工业碳排放效率。

第三，强化中心省区对其周边地区工业碳排放效率的涓滴效应。现阶段处于工业智能化初期探索阶段，工业智能化对工业碳减排效果也相对较弱，对周边省区的工业碳排放效率的空间溢出、扩散效应还未显现。应大力推动工业智能化在区域间的协调发展，加强地区间的经济和生产要素的合作，发挥工业智能化对工业碳排放效率提升的空间溢出效应。

参考文献

- [1] 陈诗一, 2011. 中国碳排放强度的波动下降模式及经济解释[J]. 世界经济, 34(4): 124-143.
- [2] 韩民春, 韩青江, 夏蕾, 2020. 工业机器人应用对制造业就业的影响——基于中国地级市数据的实证研究[J]. 改革, (3): 22-39.
- [3] 黄海燕, 刘叶, 彭刚, 2021. 工业智能化对碳排放的影响——基于我国细分行业的实证[J]. 统计与决策, 37(17): 80-84.
- [4] 黄旭, 董志强, 2019. 人工智能如何促进经济增长和社会福利提升?[J]. 中央财经大学学报, (11): 76-85.
- [5] 贾根良, 2016. 第三次工业革命与工业智能化[J]. 中国社会科学, (6): 87-106.
- [6] 江三良, 鹿才保, 2022. 环境规制影响碳排放效率的外部性及异质性——基于生产性服务业集聚协同的分析[J]. 华东经济管理, 36(10): 56-69.
- [7] 李健, 卫平, 张玲玉, 2017. 产权结构变动和区域创新投入——基于中国省际面板数据的实证分析[J]. 研究与发展管理, 29(4): 11-22.
- [8] 李健, 武敏, 2022. 双重环境规制、FDI与绿色全要素生产率——以长江经济带三大城市群为例[J]. 华东经济管理, 36(1): 31-41.
- [9] 李琳, 赵栢, 2021. “两业”融合与碳排放效率关系研究[J]. 经济经纬, 38(5): 71-79.
- [10] 林毅夫, 蔡昉, 李周, 2012. 中国的奇迹：发展战略与经济改革[M]. 上海：格致出版社.
- [11] 邵帅, 李欣, 曹建华, 等, 2016. 中国雾霾污染治理的经济政策选择——基于空间溢出效应的视角[J]. 经济研究, 51(9): 73-88.
- [12] 唐晓华, 迟子茗, 2022. 工业智能化提升工业绿色发展效率的实证研究[J]. 经济学家, (2): 43-52.
- [13] 王为东, 卢娜, 张财经, 2018. 空间溢出效应视角下低碳技术创新对气候变化的响应[J]. 中国人口·资源与环境, 28(8): 22-30.
- [14] 温忠麟, 叶宝娟, 2014. 中介效应分析：方法和模型发展[J]. 心理科学进展, 22(5): 731-745.
- [15] 徐英启, 程钰, 王晶晶, 等, 2022. 中国低碳试点城市碳排放效率时空演变与影响因素[J]. 自然资源学报, 37(5): 1261-1276.
- [16] 许钊, 高煜, 霍治方, 2022. 高铁开通对能源效率的影响研究——基于“中心-外围”模型的理论分析与实证检验[J]. 软科学, 36(5): 1-8.
- [17] 薛飞, 刘家旗, 付雅梅, 2022. 人工智能技术对碳排放的影响[J]. 科技进步与对策, (24): 1-9.
- [18] 杨光, 侯钰, 2020. 工业机器人的使用、技术升级与经济增长[J]. 中国工业经济, (10): 138-156.
- [19] 岳立, 韩亮, 2022. 不同类型资本偏向性技术进步对碳排放效率的影响[J]. 科技管理研究, 42(14): 211-218.
- [20] 赵星, 2021. 中国工业智能化对全要素生产率的影响研究[D]. 上海：华东师范大学.
- [21] ACEMOGLU D, LELARGE C, RESTREPO P, 2020. Competing with robots: Firm-level evidence from France[J]. AEA Papers and Proceedings, 110: 383-388.
- [22] ACEMOGLU D, RESTREPO P, 2018. Artificial intelligence, automation, and work[R]. NBER Chapters, 197-236.
- [23] FU H, LI G P, ZHU T, 2021. Carbon emission of China's manufacturing industry: Industry differences and decomposition of driving factors[J]. Reform, 327(5): 38-52.
- [24] HIGÓN D A, GHOLAMI R, SHIRAZI F, 2017. ICT and environmental sustainability: A global perspective[J]. Telematics and Informatics, 4(34): 85-95.
- [25] KAYA Y, YOKOBORI K, 1997. Environment, energy, and economy: Strategies for sustainability[M]. Tokyo: United Nations University Press, 16-26.
- [26] LIANG S, YANG J, DING T, 2022. Performance evaluation of AI driven low carbon manufacturing industry in China: An interactive network DEA approach[J]. Computers & Industrial Engineering, 170: 108248.
- [27] LIU J, LIU L, QIAN Y, et al, 2022. The effect of artificial intelligence on carbon intensity: Evidence from China's industrial sector[J]. Socio-economic Planning Sciences, 83: 101002.
- [28] LIU C, ZHANG C, 2015. The impact of ICT industry on CO₂ emissions: A regional analysis in China[J]. Renewable & Sustainable Energy Reviews. (44): 12-19.

- [29] MIELNIK O, GOLDEMBERG J, 1999. Communication the evolution of the “carbonization index” in developing countries [J]. *Energy Policy*, 27(5): 307-308.
- [30] NGUYEN T T, PHAM T A T, TRAM H T X, 2020. Role of information and communication technologies and innovation in driving carbon emissions and economic growth in selected G-20 countries[J]. *Journal of Environmental Management*, 261: 110162.
- [31] PLEPYS A, 2002. The grey side of ICT[J]. *Environmental Impact Assessment Review*, 22(5): 509-523.
- [32] TOBLER W R, 1970. A computer movie simulating urban growth in the detroit region[J]. *Economic Geography*, 46(2): 234-240.
- [33] TONE K, 2003. Dealing with undesirable outputs in DEA: A slacks-based measure (SBM) approach[J]. *GRIPS Research Report Series* 1, 0005.
- [34] WEI T, LIU Y, 2017. Estimation of global rebound effect caused by energy efficiency improvement[J]. *Energy Economics*, 66: 27-34.
- [35] ZHENG T, ARDOLINO M, BACCHETTI A, et al, 2021. The applications of Industry 4. 0 technologies in manufacturing context: A systematic literature review[J]. *International Journal of Production Research*, 59(6): 1922-1954.

Study on the Impact of Industrial Intelligence on the Efficiency of Industrial Carbon Emissions in China and Its Spatial Effects

Wang Yanqiu, Tao Sijia

(School of Economics and Management, Northeast Petroleum University, Daqing 163318, Hei Longjiang, China)

Abstract: Since the introduction of the “30-60” dual carbon target, industrial intelligence, as a key driver of the new round of technological revolution and industrial change, has played an important role in achieving the “peak carbon and carbon neutral” target in China. Based on the panel data of 30 Chinese provinces (Due to the lack of data, the statistical data mentioned here do not include Tibet Region, Hong Kong Special Administrative Region, Macao Special Administrative Region and Taiwan Province.) from 2006 to 2019, a multi-dimensional empirical analysis of the impact of industrial intelligence on China’s industrial carbon emission efficiency and its spatial effects were conducted using fixed-effects, mediated-effects and spatial Durbin models. It is found as follows. Firstly, industrial intelligence development can improve industrial carbon emission efficiency. Secondly, industrial intelligence can improve industrial carbon emission efficiency by relying on technological progress and suppressing energy intensity. Thirdly, in terms of spatial effects, the development of industrial intelligence can improve industrial carbon emission efficiency in the region, but the spillover and diffusion effects on industrial carbon emission efficiency in the surrounding areas have not yet emerged. Fourthly, there is spatial heterogeneity in the impact of industrial intelligence on industrial carbon emission efficiency, and its development can lead to the improvement of industrial carbon emission efficiency in the eastern region, while its impact on industrial carbon emission in the central and western regions is relatively small. The results effectively complement the research on the influencing factors of industrial carbon emission efficiency and the research on industrial intelligence, and the conclusions provide a reliable empirical basis for industrial intelligence to drive the improvement of industrial carbon emission efficiency, as well as a policy reference for the green development of industry.

Keywords: industrial intelligence; industrial carbon efficiency; mediating effects; spatial spillover effects; balanced regional development