

投入数字化对工业碳排放强度影响的实证分析

杨丹辉 胡雨朦

摘要 数字化绿色化融合是加快中国经济高质量发展、推动实现“双碳”目标的重要路径。工业是中国碳减排的重点领域，本文基于2002—2018年中国工业投入产出面板数据，分别测算出投入数字化水平和工业完全碳排放强度。在此基础上，实证分析了投入数字化对工业碳排放强度的影响。结果显示，投入数字化显著促进了工业强度减排，不同来源的投入数字化对工业碳排放强度的影响存在差异，数字化服务投入相较于数字化产品投入对降低工业碳排放强度的作用更突出，同时投入数字化对工业碳排放强度的影响表现出行业异质性特征。为此，应将数字化作为工业转型升级的着力点，强化技术减排和结构减排，开发差别化的数字化低碳解决方案，促使数据要素投入和数字技术应用持续有效赋能中国工业绿色发展。

关键词 投入数字化 碳排放强度 行业异质性 “双碳”目标

[中图分类号] F426; X22 [文献标识码] A [文章编号] 2095-851X (2022) 04-0077-17

一、引言

数字化绿色化是新一轮科技革命和产业变革的两条清晰主线（杨丹辉，2022）。党的十八大以来，党中央高度重视发展数字经济，将其上升为国家战略。党的十九届五中全会进一步提出，发展数字经济，推进数字产业化和产业数字化，推动数字经济和实体经济深度融合。得益于消费和生产两端快速累积的海量数据、不断增强的创新能力、趋于完善的

【基金项目】研究阐释党的十九届五中全会精神国家社会科学基金重大项目“推进新型工业化与经济体系优化升级研究”（批准号：21ZDA021）；中国社会科学院创新工程项目“新兴产业高质量发展研究”（批准号：GJCX202001）；中国社会科学院登峰战略优势学科（产业经济学）项目。

【作者简介】杨丹辉，中国社会科学院工业经济研究所研究员，中国社会科学院大学教授，邮政编码：100006；胡雨朦，中国社会科学院大学应用经济学院博士研究生，邮政编码：102488。

致谢：感谢审稿专家匿名评审和编辑部的宝贵意见，当然文责自负。

新型基础设施、完备的产业体系以及超大规模国内市场优势，加之新冠肺炎疫情催生的丰富应用场景，中国数字经济发展驶入快车道。2021年，中国数字经济规模为45.5万亿元，占GDP比重高达39.8%，比2012年大幅提高18.2个百分点，居世界第二位，中国已无可争议地成为数字经济大国，为引领实体部门转型升级、加快高质量发展提供了强劲动能。

在数字经济发展提速的同时，全球气候治理形势十分严峻。中国是世界第一工业大国和货物贸易大国。《中国气候变化蓝皮书（2022）》指出，近20年是自20世纪以来中国“最暖”的时期，升温速度超过世界平均水平，属于全球气候敏感区。直面巨大减排压力，2020年9月，中国政府确立了“双碳”目标，开启了经济社会全面系统低碳转型进程。工业是中国能源消耗和二氧化碳排放的主体领域，2020年，工业能源消耗占中国能耗总量的60%以上，碳排放占排放总量的70%左右，工业减排成效直接关乎“双碳”目标能否顺利完成，可以说，加大工业碳减排尤其是电力、钢铁、有色、建材、化工等高载能行业减排力度等于抓住了“双控”任务的“牛鼻子”。“十四五”时期是我国应对气候变化、实现碳达峰的关键五年。在达峰时间窗口偏紧的形势下，积极探索结构转型和重点行业减排新路径成为工业领域推进“双碳”目标的必然选择。为此，《“十四五”工业绿色发展规划》明确将加速生产方式数字化转型列为主要任务之一。2022年8月，工业和信息化部、国家发展改革委等多部委联合印发《工业领域碳达峰实施方案》（以下简称《方案》），提出到2025年“工业单位增加值二氧化碳排放强度下降幅度大于全社会下降幅度，重点行业二氧化碳排放强度明显下降”，这进一步凸显出强度减排的现实意义。面对碳达峰的艰巨性紧迫性，《方案》要求主动推动工业领域数字化转型，加快数字化低碳解决方案推广应用，促进数字化智能化绿色化融合。

目前，关于数据要素投入和数字技术应用能否助推工业碳减排，学术研究虽仍有争议（Danish and Ulucak, 2019），但无论政府还是企业都对数字化转型作为“双碳”目标实现路径的角色有了更多的期待。本文基于数据要素投入的环境成本视角，采用历年工业投入产出面板数据，测算出23个工业行业历年投入数字化水平和碳排放强度。在此基础上，讨论投入数字化对工业碳排放强度的影响及其异质性表现，由此可能形成三个方面的研究边际产出或创新：一是有别于聚焦产出和区域层面数字经济发展以及微观主体数字化转型的研究，本文将研究视角放在投入和产业层面，考察投入数字化的环境影响，厘清了数字化与工业碳排放强度之间的关系；二是从投入来源和行业异质性两个维度分别验证了数字化对工业碳排放强度的差别化作用，为细化投入方向、分类施策提供了依据；三是得出了工业数字化转型具有显著强度减碳效应的结论，有力支持了数字化绿色化互促共融、推动实现“双碳”目标的政策选择。

二、文献评述与研究假设

国内外学术界关于数字化与碳排放之间关系的探讨始终没有得出一致的结论，对

于数字化究竟增加还是减少了碳排放存在争议。现有研究及其结论可分为三类：第一类研究强调数字化能够削减能源消耗和碳排放，在应对气候变化、资源枯竭等环境挑战方面发挥着越来越重要的作用，未来具有更大的环境改善潜力（许宪春等，2019）。Moyer 和 Hughes（2012）发现数字化将改变生产率、能源消费强度及可再生能源成本，进而对碳排放产生有限的下行影响。Xu 等（2022）进一步验证了数字化通过促进技术创新、加速人力资本积累、缓解结构扭曲等中介路径降低了能源强度，优化了能源结构。另有研究证实了由数字技术搭建的碳排放交易系统的积极意义（吴茵茵等，2021；薛飞、周民良，2021）；第二类研究则认为数字化加剧了碳排放。数字化进程本身（包括数字产品广泛使用和数据中心建立运营）会生成相当大的碳足迹（Belkhir and Elmeliqi, 2018），同时数字化部门向其他部门提供碳密集型中间投入，间接引致了大量碳排放（Zhou et al., 2019）。第三类研究指出数字化与碳排放之间的关系仍有不确定性，两者之间很可能具备倒 U 形特征（汪东芳、曹建华，2019；Añón Higón et al., 2017）。

目前，讨论工业或者制造业数字化环境效应的文献较少，同样尚未形成统一结论。一部分研究发现数字技术在某种程度上增加了工业部门二氧化碳排放量（Shabani and Shahnazi, 2019）；另一部分研究则认为数字化可以最大限度促进减少工业碳排放，是推动制造业可持续发展的有效手段（Gebler et al., 2014；Chen et al., 2015）。Chen 等（2020）从正负两方面总结了制造业数字化的环境影响，指出正向作用依赖于数字技术应用带来的资源利用效率提升，而负向效应源自数字硬件制造、使用和处置过程中的排放。

从现有文献及采用的方法看，目前有关数字化与工业碳排放关系的研究多为定性分析，且主要从产出层面展开，缺少投入视角的观察和定量测算。实际上，工业生产过程中数据要素投入可以从源头上减少资源消耗，产生更大的环境改善效应。本文进一步梳理了工业碳排放强度的影响因素，基于结构减排和技术减排两条机制路径探讨投入数字化的作用：从结构减排路径看，投入数字化通过优化要素结构和产业内部结构来降低工业碳排放强度。作为全新的生产要素，随着数字化中间投入占比提高，数据要素将打破工业企业由劳动力和资本等传统生产要素主导的投入结构，以及由此决定的生产范式。与传统生产要素相比，数据要素总体上资源消耗和环境代价较低，更容易与其他生产要素耦合，能够促进生产方式绿色低碳转型。已有研究普遍认可数字化减排的产业结构效应（周银香、吕徐莹，2017；易子榆等，2022），投入数字化有助于加强工业企业之间的信息共享协作，强化产业链不同环节之间的关联，提升产业链、供应链效率，从而促使碳排放强度降低。

再从技术减排路径看，投入数字化通过技术进步促进工业节能减排。实际上，较早的研究就已发现技术效率提升和绿色技术应用是强度减排的重要动力（齐绍洲等，2009）。数字技术应用作为工业技术进步的重要进展，能够形成进而增强绿色溢出效应，这种技术加成往往可以转化为绿色生产力，有效解决循环利用、电力消纳、污染

监控等技术难题。一方面提高传统工业企业生产效率和能源利用效率；另一方面催生出自带绿色、清洁、低碳特质的数字化产业，带动工业整体碳排放强度下降和工业环境质量改善（谢云飞，2022）。对于技术减排路径的效果，要考虑数字技术应用加深、数字化水平提高后这一路径面临的能源回弹效应，数字化转型有可能导致能源价格降低，刺激企业能源需求。即便如此，已有研究证实了数字化转型的综合减排效应仍然是积极的（Moyer and Hughes，2012）。

综合以上文献研究和影响机理分析，本文认为数字化与绿色化的底层逻辑并不相悖，投入数字化会对碳排放强度降低产生促进作用，并提出三个研究假设：

H1：投入数字化能够降低工业碳排放强度。

H2：不同来源的投入数字化对工业碳排放强度的影响存在差异。

H3：投入数字化对不同工业行业碳排放强度的影响具有异质性。

三、研究设计与模型构建

（一）变量选择与测算

1. 被解释变量：完全碳排放强度

在全球价值链分工体系下，各国（地区）不同行业之间的投入产出关系愈发紧密，直接碳排放强度指标难以准确反映工业单位最终产品生产引致的全部碳排放。因此，参考潘安和魏龙（2016）、黄玉霞和谢建国（2019）等研究，本文构建中国国家竞争型投入产出模型，测算工业完全碳排放强度，并作为实证模型的被解释变量。

设 $X = (X_1, \dots, X_n)^T$ 、 $Y = (Y_1, \dots, Y_n)^T$ 分别为中国 n 个行业的总产出和最终需求列向量，根据投入产出模型恒等式，可得如下关系式：

$$X = AX + Y \quad (1)$$

$$X = (I - A)^{-1} Y \quad (2)$$

式中， A 为直接消耗系数矩阵， $(I - A)^{-1}$ 为里昂惕夫逆矩阵（Leontief Inverse Matrix）。

再设行业 i 的直接碳排放系数 $d_i = Carbon_i / X_i$ ，这里 $Carbon_i$ 表示行业 i 的二氧化碳排放量， X_i 表示行业 i 的总产出，则中国各行业碳排放系数行向量为：

$$D = (d_1, \dots, d_n) \quad (3)$$

可得中国 n 个行业最终产出的完全碳排放量行向量为：

$$TOT = D(I - A)^{-1} Y \quad (4)$$

由此，中国 n 个行业最终产出的完全碳排放强度为：

$$C = \frac{TOT}{Y} = D(I - A)^{-1} \quad (5)$$

采用式（5）测算工业各行业的完全碳排放强度。由于不同数据库之间行业划分

差异较大，本文尝试找出不同划分标准之间的关联性，通过行业整合的方法^①，最终确定研究对象为3个工业行业大类的23个细分行业（见表1）。

表1 工业类别及细分行业

行业大类	细分行业
采矿业	煤炭采选业(C1),石油和天然气开采业(C2),金属矿采选业(C3),非金属矿和其他矿采选业(C4)
制造业	食品、饮料和烟草制品业(C5),纺织品业(C6),服装、鞋帽、皮革及其制品业(C7),木材加工及家具制造业(C8),造纸印刷和文教体育用品制造业(C9),石油加工、炼焦及核燃料加工业(C10),化学及化学制品业(C11),非金属矿物制品业(C12),金属冶炼和压延加工业(C13),金属制品业(C14),通用设备及专用设备制造业(C15),交通运输设备制造业(C16),电气机械和器材制造业(C17),通信设备、计算机和其他电子设备制造业(C18),仪器仪表制造业(C19),其他制造业(C20)
电力、热力、燃气和水的生产和供应业	电力、热力的生产和供应业(C21),燃气生产和供应业(C22),水的生产和供应业(C23)

资料来源：作者整理。

图1报告了上述23个行业完全碳排放强度的测算结果。从中可见，完全碳排放强度较高的行业仍集中在电力、金属冶炼及制品等传统高载能部门，电气机械、通信设备及计算机、仪器仪表等技术密集型产业则因投入产出关系复杂，导致指标值处在偏高水平。理论上讲，技术密集型产业数字化转型条件相对成熟，内在动力更强，数字化理应成为行业低碳转型的重要路径，但这一预判有待行业异质性检验的支持。

2. 解释变量：投入数字化水平

本文将投入数字化定义为工业部门中数据要素投入程度增加的趋势。借鉴杨玲(2015)、许和连等(2017)、刘斌和赵晓斐(2020)等关于投入服务化的指标设计和测度方法，引入直接依赖度和完全依赖度两个概念指标来衡量工业投入数字化水平(*DI*)。其中，直接依赖度的测算方法较为简单，用工业直接消耗的数字化投入占其直接消耗的全部中间投入的比重来衡量。设 a_{dj} 为工业部门*j*的单位产出中数字化部门*d*的投入额， a_{ij} 是工业部门*j*的单位产出中任一行业部门*i*的投入额，则工业部门*j*对数字化部门*d*的直接依赖度为：

^① CEADS数据库共涉及36个工业行业，与国家投入产出表行业划分相对应。本文的具体整合为：将黑色金属矿采选业和有色金属矿采选业合并为金属矿采选业；将食品加工业、食品生产产业、饮料生产业、烟草加工业合并为食品、饮料和烟草制品业；将服装及其他纤维制品制造业、皮革毛皮羽绒及其制品制造业合并为服装、鞋帽、皮革及其制品业；将化工原料及化工产品制造业、医药制造业、化学纤维制造业、橡胶制品制造业、塑料制品制造业合并为化学及化学制品业；将黑色金属冶炼及压延加工业和有色金属冶炼及压延加工业合并为金属冶炼和压延加工业；将通用设备制造业和专用设备制造业合并为通用设备及专用设备制造业；将废品废料制造业合并至其他制造业中。为保证行业数据的准确性，此处不涉及行业拆分。

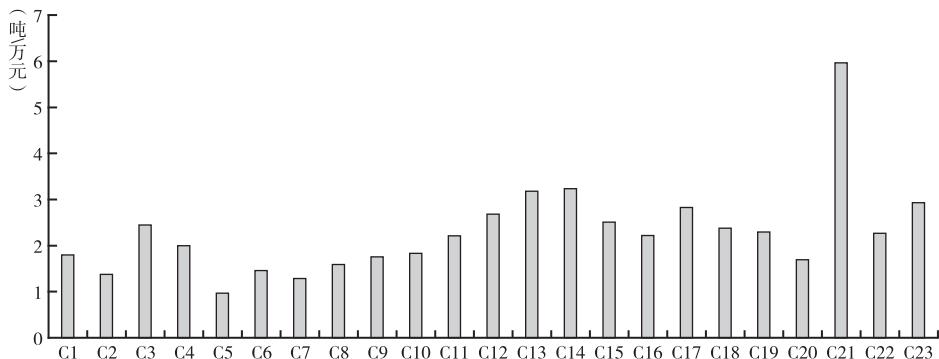


图1 中国23个工业行业完全碳排放强度情况

注：①C1—C23 分别表示23个工业行业，行业分类见表1；②图中碳排放强度为本文研究区间内中国投入产出表及延长表公布年份（逢2、7、0、5年份）的真实测算结果的平均值。

资料来源：作者测算。

$$DI_j^a = \sum_d a_{dj} / \sum_{i=1}^N a_{ij} \quad (6)$$

由于直接依赖度指标未考虑产业关联，也没有包含工业间接消耗的数据要素投入，用这一指标衡量投入数字化水平不够精准，因而引入完全消耗系数 ($complete_{dj}$)，以刻画投入数字化的真实影响。测算方法为：

$$complete_{dj} = a_{dj} + \sum_{m=1}^N a_{dm} a_{mj} + \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^N a_{dm} a_{nm} a_{mj} \dots \quad (7)$$

式(7)中， $complete_{dj}$ 表示工业部门 j 对数字化部门 d 的完全消耗系数。与绝对指标的局限性一样，完全消耗系数指标未纳入投入的结构性因素，即没有考虑中间投入和增加值（最初投入）的结构占比特征，忽视了工业消耗的各行业中间投入的内部结构，很难体现数据要素投入在工业所有中间投入中的相对重要程度及其变化，所以需要完全依赖度指标来弥补缺陷（张晴、于津平，2021）。具体公式为：

$$DI_j^c = \sum_d \left(\frac{complete_{dj}}{\sum_{i=1}^N complete_{ij}} \right) \quad (8)$$

式(8)中， DI_j^c 表示用完全依赖度指标度量的工业部门 j 的投入数字化水平， $complete_{dj}$ 和 $complete_{ij}$ 分别为工业部门 j 对数字化行业部门 d 和任一行业部门 i 的完全消耗系数。鉴于完全依赖度指标展现了工业部门与数字化部门二者之间的直接或间接关系，更加精确揭示出数据要素在全部要素中的占比程度，因此，本文采用完全依赖度指标作为工业投入数字化水平的衡量指标，而在稳健性检验中选择直接依赖度为替代指标。

进一步参考张晴和于津平（2021）等研究，本文将数字化部门分为数字化产品

部门和数字化服务部门两类^①，分别对应数字化产品投入水平和数字化服务投入水平，以此计算出2002—2018年中国23个工业行业投入数字化水平的均值。从图2可以看出，总体而言，各行业数字产品投入占比明显高于数字化服务，数字化投入水平最高的通信设备、计算机和其他电子设备制造业（0.354）比最低的食品、饮料和烟草制品业（0.024）投入数字化水平高出十几倍，反映出阶段中国工业领域数字化转型的结构性特征及行业间差异。

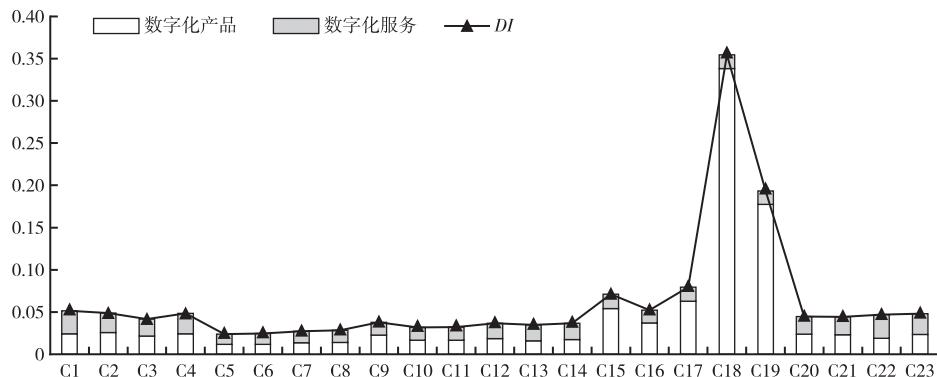


图2 中国23个工业行业数字化投入水平情况

注：①C1—C23分别表示23个工业行业，行业分类见表1；②图中数字化投入水平为本文研究区间内中国投入产出表及延长表公布年份（逢2、7、0、5年份）的真实测算结果的平均值。

资料来源：作者测算。

3. 其他控制变量

其他控制变量包括：①能源系数：*ener*，通常来说，能源系数与碳排放水平成正比关系，用工业行业单位产值的能源消耗量表示。②能源结构：*str*，用行业非清洁能源消耗量占总能源消耗量的比重表示，由于不同种类能源消耗之间加总需要折算，而折算系数在不同时期和地区之间存在较大差异，故本文直接采用煤炭消耗量占总能源消耗量的比重作为能源结构的代理变量。③研发强度：*rd*，为行业科技活动经费与销售收入的比值，用以考察技术进步对工业碳排放强度的影响。④要素结构：*ed*，用行业固定资产余额与行业就业人数之比表示，体现要素结构对于工业碳排放强度的作用。⑤外商投资：*fdi*，参考常用方法，兼顾行业层面数据可获得性，用行业外商投资金额占行业实收总资本的比重表示。⑥环境规制强度：*so₂*，关于环境规制强度的度量主要分为投入型变量和产出型变量两种（黄庆华等，2022；余东华、燕玉婷，2022），已有研究指出产出型变量更能准确反映环境规制强度（任力、黄崇杰，

① 这里数字化产品部门包括计算机、通信设备、广播电视台设备和雷达及配套设备、视听设备、电子元器件、其他电子设备等部门；数字化服务部门包括电信、广播电视台及卫星传输服务、互联网和相关服务、软件服务、信息技术服务等部门。

2015)，这里将单位产值工业二氧化硫排放量(产出型)用作环境规制强度的代理变量。此外，本文还控制了行业规模(增加值， va)对于工业碳排放强度可能产生的影响。为避免回归模型的异方差性，对所有变量做取对数处理。

主要控制变量及描述性统计见表2。

表2 主要控制变量的描述性统计

变量	均值	标准差	最小值	最大值
lnener	-1.2361	1.1476	-3.6504	1.0729
lnstr	-1.3085	1.2813	-4.6258	1.6916
lnrd	-7.4896	0.9406	-11.7722	-4.9556
lned	3.0597	0.9535	0.8936	5.7987
lnfdi	-0.4347	0.9949	-4.9121	1.2543
lnso ₂	1.5801	2.2354	-7.1530	7.1373

资料来源：作者测算整理。

(二) 数据处理

本文使用的数据主要包括三组：①计算投入数字化水平指标使用的是国家统计局公布的投入产出表数据。考虑到投入产出表及延长表的发布周期，为保证研究区间内样本数据的连续性以及使用平衡面板回归的代表性，参考陈启斐和刘志彪(2014)的做法，假设较短时间内中国行业结构系数不发生改变，对不公布投入产出表及延长表的年份做“均等化假定”处理，即用就近年份已公布数据做近似替代的平滑处理；②计算完全碳排放强度指标使用的数据包括直接碳排放系数和里昂惕夫逆矩阵系数。其中，直接碳排放系数取自中国碳排放核算数据库(CEADs)公布的分部门核算碳排放清单，采用IPCC部门法计算；里昂惕夫逆矩阵系数根据投入产出表数据测算，未公布数据年份同样做“均等化假定”处理；③工业行业划分及行业层面的数据来源及处理见表1。

(三) 模型构建

借鉴已有文献中关于碳排放强度影响因素的研究成果，结合样本数据特点及中国工业实际情况，本文设定以下计量方程，解析投入数字化与工业碳排放强度之间的关系。

$$\ln C_{it} = \beta_0 + \beta_1 \ln DI_{it} + \beta_2 X_{it} + \mu_i + \mu_t + \varepsilon_{it} \quad (9)$$

在(9)式中， i 和 t 分别表示产业和年份， $\ln C_{it}$ 表示完全碳排放强度的对数， $\ln DI_{it}$ 为投入数字化水平的对数， X_{it} 表示一系列控制变量， μ_i 、 μ_t 、 ε_{it} 分别表示行业固定效应、时间固定效应和随机误差项。

四、实证结果及检验

(一) 基准回归结果

依据模型(9)对2002—2018年中国23个工业行业的391个样本进行回归分析，

采用行业和时间双向固定效应模型，考察投入数字化对于工业行业完全碳排放强度的影响。表3报告了基准回归结果，其中第（1）列为只控制行业固定效应和时间固定效应但未加入控制变量的结果，核心解释变量系数为负，且在1%的水平下显著，表明投入数字化水平提升能够降低工业碳排放强度。第（2）—第（8）列为依次加入控制变量之后回归的结果，系数始终显著为负，第（8）列加入所有控制变量之后的回归结果则显示，工业投入数字化水平每升高1%，完全碳排放强度下降0.3362%，印证了本文提出的第一个假设成立。

控制变量的系数符号总体符合预期。其中，能源系数、能源结构与碳排放强度正相关，但能源结构变量并不显著，可能与采用的代理变量仅包含煤炭消耗占比有关；研发强度变量的系数符号始终为负，却不显著，表明现阶段技术进步的工业碳减排效果尚不明显，反映出我国工业整体研发投入力度仍需加大，更直接的原因则是工业领域的研发投入并未完全锁定绿色技术进步，甚至部分工业技术进步是以资源和能源消耗为代价的，在一定程度上抑制了技术减排效应的形成和释放；要素结构变量的系数符号始终为正，且不显著，应该是不同行业之间要素结构差异过大造成减排效果被中和所致，后文的行业异质性分析支持了这一推断；外商投资对碳排放强度呈现显著的负向影响，意味着至少在测算期内中国并未出现典型的“污染避难所”情形。相反，外商投资的溢出作用有效降低了排放强度；工业增加值的表现保持负向并在5%的水平上显著，尽管产出增加会提升碳排放总量，但减排的“学习效应”会使排放强度随着增加值增加而下降；第（8）列中，环境规制变量符号为正，也不显著，可以认为环境规制代理变量与其他解释变量的影响或许存在相互抵消的情形。

表3 投入数字化对工业碳排放强度影响的基准回归

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
lnDI	-0.3184 *** (0.0712)	-0.3705 *** (0.0730)	-0.3745 *** (0.0739)	-0.3681 *** (0.0753)	-0.3840 *** (0.0759)	-0.3700 *** (0.0799)	-0.3491 *** (0.0760)	-0.3362 *** (0.0764)
lnener	—	0.1575 *** (0.0510)	0.1615 *** (0.0517)	0.1637 *** (0.0534)	0.1671 *** (0.0525)	0.1639 *** (0.0492)	0.1273 *** (0.0464)	0.1118 ** (0.0433)
lnstr	—	—	0.0486 (0.0505)	0.0547 (0.0513)	0.0491 (0.0495)	0.0507 (0.0484)	0.0082 (0.0364)	0.0072 (0.0378)
lnrd	—	—	—	-0.0048 (0.0405)	-0.0016 (0.0417)	-0.0128 (0.0403)	-0.0100 (0.0388)	-0.0165 (0.0402)
lned	—	—	—	—	0.0838 (0.1011)	0.1066 (0.1023)	0.1140 (0.1031)	0.1033 (0.1063)
lnfdi	—	—	—	—	—	-0.1239 *** (0.0427)	-0.1001 *** (0.0365)	-0.1071 ** (0.0418)
lnra	—	—	—	—	—	—	-0.1742 ** (0.0885)	-0.1764 ** (0.0877)

续表

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
lnso ₂	—	—	—	—	—	—	—	0.0103 (0.0170)
观测值	391	391	391	390	390	390	390	389
R ²	0.8588	0.8636	0.8642	0.8648	0.8652	0.8707	0.8807	0.8804
行业固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是
时间固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是

注：括号内为稳健标准误；*、**、***分别表示在10%、5%和1%的水平下显著。

资料来源：作者计算。

（二）稳健性检验

为保证基准回归结果的可靠性，本文从调整样本数量、替换度量指标、处理内生性问题三个方面安排稳健性检验。

1. 调整样本数量

如前所述，受限于投入产出表数据年份不全，部分年份指标测算结果是基于假设就近年份结构系数不变估算所得，难免会有误差。因此，这里剔除掉估算年份的数据，直接构建真实年份行业面板数据模型，并将年份按时间先后次序依次编号为1、2、3、……，再带入模型（9）中进行检验，结果如表4中第（1）—第（2）列显示，核心解释变量投入数字化水平指标的系数符号和显著性均未发生实质性改变，仍是负向且在1%的水平上显著，验证了模型回归结果的稳健性。考虑到电力、热力、燃气和水的生产和供应业（以下简称“电力行业”）属于能源生产与加工行业，因算法局限性可能会高估该类行业的完全碳排放强度，对整体回归结果产生一定的影响，这里进一步剔除电力行业的数据，使用其他工业行业面板数据进行回归检验，结果展示在表4中第（3）—第（4）列，发现无论是否加入控制变量，投入数字化水平指标的系数符号均在1%的水平上显著为负，再次验证了模型回归结果的稳健性。

2. 替换度量指标

相较于完全依赖度，直接依赖度指标虽因未考虑产业之间的间接联系而不够全面，但却可以更直观地反映数字化行业对工业的渗透程度。因此，将投入数字化水平的衡量指标由完全依赖度换为直接依赖度指标重新进行回归。表4中第（5）—第（6）列显示，投入数字化水平的系数符号和显著性结果与基准回归保持一致，但系数绝对值相对有所下降，这种情况是直接依赖度指标测算方法所致，该指标在一定程度上低估了工业投入数字化水平。

3. 处理内生性

本文尽可能设定了较为全面的控制变量，但数字化与碳排放之间无法完全排除反

向因果关系。为降低乃至消除模型中可能存在的内生性问题及其导致的估计偏误，引入一阶滞后项，并将其作为数字化水平差分项的工具变量，对模型（9）做一阶差分处理后再进行2SLS估计，结果在表4第（7）—第（8）列显示。工具变量回归结果显著拒绝了弱工具变量假设和识别不足假设，且无论加入控制变量与否，投入数字化水平的系数依旧显著为负，证明了基准回归结果的稳健性。至此，本文第一个研究假设得以较全面的验证。

表4 稳健性检验回归结果

变量	更改样本期		减少样本量		替换指标		考虑内生性	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
lnDI	-0.3604 *** (0.0964)	-0.3532 *** (0.1010)	-0.2577 *** (0.0870)	-0.3989 *** (0.0711)	-0.1377 *** (0.0261)	-0.1549 *** (0.0264)	—	—
D. lnDI	—	—	—	—	—	—	-0.2754 * (0.1513)	-0.3246 ** (0.1466)
控制变量	否	是	否	是	否	是	否	是
行业固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是
时间固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是
观测值	184	182	160	159	391	389	368	368
R ²	0.8577	0.8902	0.9438	0.8949	0.8604	0.8830	0.0360	0.1835

注：①括号内为稳健标准误，*、**、*** 分别表示在 10%、5% 和 1% 的水平下显著；②受限于篇幅，控制变量回归系数结果未予汇报，备索；③列（2）包含控制变量的工具变量回归中，Kleibergen-Paap Wald rk F 统计值为 1051.67（10% 显著性水平下偏误水平的临界值为 7.03），通过了弱工具变量检验；Kleibergen-Paap rk LM 统计值为 11.041，p 值为 0.0009，说明在 1% 显著性水平上拒绝了工具变量识别不足假设。

资料来源：作者计算。

（三）异质性分析

本文分别针对不同来源投入数字化和行业异质性进行拓展讨论，以揭示数字化对工业碳排放强度的差别化影响。

1. 不同来源投入数字化对工业碳排放强度的影响

如前所述，不同类型数据要素投入的环境成本不同，因而本文分别测算工业对数字化产品和数字化服务两类投入的完全依赖度，并将其作为核心解释变量带入模型（9）中，结果如表5所示。综合来看，无论是何种来源的投入数字化，都对工业碳排放强度产生了负向效应，但显著性水平和系数大小不同，从而较好地验证了本文的第二个研究假说。相较而言，数字化服务投入对工业碳排放的影响更大，究其原因，可能在于：数字产品特别是通信基站、数据中心等基础设施运营和维护本身会引致碳排放，在一定程度上抵消了此类数字化投入的减排作用。这一结果也部分印证了文献中关于数字技术会加剧碳排放以及数字经济并非“环境友好”的论断（Zhou et al., 2019）。

表5 不同来源投入数字化对工业碳排放强度的影响

变量	数字化产品		数字化服务	
	(1)	(2)	(3)	(4)
lnDI	-0.1982 ** (0.0989)	-0.1959 ** (0.0970)	-0.3096 *** (0.0846)	-0.3318 *** (0.0878)
控制变量	否	是	否	是
行业固定效应	是	是	是	是
时间固定效应	是	是	是	是
观测值	391	389	391	389
R ²	0.8540	0.8750	0.8583	0.8799

注：①括号内为稳健标准误，*、**、*** 分别表示在 10%、5% 和 1% 的水平下显著；②受限于篇幅，控制变量回归系数结果未予汇报，备索。

资料来源：作者计算。

2. 投入数字化影响工业碳排放强度的行业异质性

作为中国经济的“稳定器”“压舱石”，工业部门体系庞大，技术路线千差万别。前文测算已经发现不同工业行业投入数字化水平及碳排放强度的分异，由此推定投入数字化的减排效应存在行业异质性。为检验这种异质性，本文首先将工业分为采矿业、制造业以及电力热力、燃气和水的生产和供应业三类，分三组样本回归。为考察投入数字化的中长期变化，替换被解释变量为滞后期一期的碳排放强度指标重新回归。表6的结果显示，加入全部控制变量和控制双向固定效应滞后，无论是使用当期还是滞后期一期，制造业以及电力行业的估计系数都显著为负，表明投入数字化对这两类行业降低碳排放强度都形成了正向效应。其中，电力行业回归系数的绝对值更大，但中长期看该系数却呈现缩小趋势，这是因为在赋能电力行业绿色转型的同时，数字化即

表6 投入数字化对不同工业行业碳排放强度的影响

变量	采矿业		制造业		电力热力、燃气和水的 生产和供应业	
	(1) 当期	(2) 滞后一期	(3) 当期	(4) 滞后一期	(5) 当期	(6) 滞后一期
lnDI	0.0309 (0.0961)	0.0751 (0.0808)	-0.1639 *** (0.0560)	-0.1722 *** (0.0605)	-2.3956 *** (0.3439)	-1.6437 *** (0.5352)
控制变量	是	是	是	是	是	是
行业固定效应	是	是	是	是	是	是
时间固定效应	是	是	是	是	是	是
观测值	68	64	271	256	50	48
R ²	0.9875	0.9854	0.9693	0.9596	0.9665	0.9047

注：①括号内为稳健标准误，*、**、*** 分别表示在 10%、5% 和 1% 的水平下显著；②受限于篇幅，控制变量回归系数结果未予汇报，备索。

资料来源：作者计算。

时性、无限量等特征决定了其减排效果的阶段性差异。现阶段高碳行业较为突出的减排效应在很大程度上可以归为数字化路径建立初期减排红利集中快速释放的结果，随着数字化需求加深，这种红利会有所减弱。可见，电力等高载能行业数字化转型需要大规模持续投入。相较之下，采矿业样本回归系数并不显著地异于0，说明投入数字化并未对采矿业行业碳排放强度产生明显影响，这与采矿业数字化转型难度大有直接关系。目前，数字技术在采矿作业面及矿企管理中的应用面临成本和人才双重压力，技术来源及应用场景“贵与难”并存，建设绿色智慧矿山尚需时日。

制造业是工业的主体，细分门类众多，结构复杂。近年来，随着中国工业转向高质量发展阶段，制造业正在挣脱高度依赖传统要素投入的发展方式，增材制造、智能制造、工业互联网、数字孪生、未来工厂等理念、技术和生产组织方式的开发应用引领中国制造加快数字化转型。由于不同类型制造业接入数据要素的条件，以及运用数字技术的场景存在差异，这种异质性将传导至减排效果。参考阳立高等（2018）的做法，先按照依赖传统要素投入程度将制造业分为劳动密集型、资本密集型和技术密集型三类（见表7）。

表7 制造业细分行业划分标准

制造业类型	细分行业
劳动密集型制造业	C5、C6、C7、C8
资本密集型制造业	C9、C10、C11、C12、C13、C14
技术密集型制造业	C16、C17、C18、C19、C20

注：通用设备制造业属于资本密集型行业，专用设备制造业属于技术密集型制造业，但考虑到投入产出表的行业划分，为保证回归结果准确性，此处剔除通用及专用设备制造业历年数据进行回归。

资料来源：作者整理。

进一步地，设置虚拟变量 *LABOR*、*CAPITAL*、*TECH*。在基准模型中增加虚拟变量与核心解释变量数字化水平的交叉项重新回归，为考虑中长期变化，此处同样引入滞后一期的碳排放强度作为被解释变量。从表8的回归结果可以看出，第（1）至第（6）列系数均显著为负，再次证明了投入数字化有助于降低制造业碳排放强度。其中，第（1）列交叉项的系数显著为正，表明投入数字化对劳动密集型制造业碳排放强度的影响较小，投入数字化虽然能够替代部分重复性高和程式化强的劳动，但人力劳动产生的碳排放往往并不多，数字化转型对碳排放强度的作用有限，第（2）列则强调了持续投入的中长期表现。第（3）列显示资本密集型制造业投入数字化更利于降低碳排放强度。第（5）列系数为负且不显著，意味着投入数字化对技术密集型制造业碳排放强度的影响不明显，但第（6）列系数符号转变为正，且在10%的水平上显著，这可能是由于技术密集型制造业的其他研发投入与数据要素有重叠，减排效应短期内难以发挥。减排效果异质性的政策含义在于，应鼓励企业开发满足行业技术经

济性的低碳解决方案，并将其作为推动制造业实现“双碳”目标的重要手段。至此，本文的三个研究假设全部验证完毕。

表8 投入数字化对制造业细分行业碳排放强度的影响

变量	(1) 当期	(2) 滞后一期	(3) 当期	(4) 滞后一期	(5) 当期	(6) 滞后一期
lnDI	-0.2528 *** (0.0641)	-0.2043 *** (0.0774)	-0.1319 * (0.0726)	-0.1448 * (0.0763)	-0.1670 *** (0.0562)	-0.1829 ** (0.0753)
LABORxlnDI	0.1535 *** (0.0439)	0.0342 (0.0472)	—	—	—	—
CAPITALxlnDI	—	—	-0.1322 *** (0.0460)	-0.1065 ** (0.0475)	—	—
TECHxlnDI	—	—	—	—	-0.0136 (0.0893)	0.1878 * 0.1878 *
控制变量	是	—	是	—	是	—
行业固定效应	是	—	是	—	是	—
时间固定效应	是	—	是	—	是	—
观测值	254	240	254	240	254	240
R ²	0.9696	0.9581	0.9693	0.9590	0.9680	0.9592

注：①括号内为稳健标准误，*、**、*** 分别表示在 10%、5% 和 1% 的水平下显著；②受限于篇幅，控制变量回归系数结果未予汇报，备索。

资料来源：作者计算。

五、结论与政策思路

本文从数据要素参与工业投入的环境成本出发，就投入数字化对工业碳排放强度的影响做出了实证分析和检验，主要结论如下：一是投入数字化对降低工业碳排放强度具有显著促进效应，这一结果在调整样本数量、替换度量指标、考虑内生性后依然稳健；二是不同来源的投入数字化对工业碳排放强度的影响存在差异，数字化服务投入相较于数字化产品投入的作用更为突出；三是投入数字化影响工业碳排放强度表现出一定的行业异质性。

本文研究结论明确支持了数字化赋能工业低碳发展的政策导向，证实了促进数字技术与绿色技术融合是降低碳排放强度的有效路径。同时，数字化助推工业实现“双碳”目标要充分考虑投入来源和行业异质性，提高行业技术路线与数据要素和数字技术的兼容性有助于释放数字化的减排效应。对于微观主体而言，鼓励工业企业根据自身技术和工艺特点，自主开展数字化转型，提高生产过程中数字化要素投入比重，加大数字化服务投入力度，优化要素投入结构、生产组织方式和管理体系，激发数字化减排红利。而在产业层面，充分利用大数据、云计算、5G、工业互联网、人

工智能、数字孪生等数字技术，推进“互联网+绿色制造”，打造绿色“未来工厂”，带动全产业链和全生命周期减碳去碳。

数字化绿色化融合要立足行业要素结构和技术路线的特征，开发应用差别化的数字化低碳解决方案。对于劳动密集型产业，着力打通消费端与生产端的数据资源，推广个性化定制和柔性制造，减少库存、物流等环节碳排放；资本密集型产业集中了电力、钢铁、建材、有色等高载能行业，传统减排手段作用空间缩小、成本攀升，今后要以数字化引领行业重大低碳技术、工艺和装备研发应用实现新突破，加强全流程精细化能耗监测和低碳管理；产业链较长的技术密集型产业是数字化转型的先行者和排头兵，提升行业减排效果重点在于打造数字化的绿色供应链体系，加大数字产品设备生产使用过程中减排力度。需要强调的是，作为工业大国和数字经济大国，中国推动工业数字化绿色化协同发展将丰富全球应对气候变化的技术选择和制度建设实践。为此，应深化相关领域国际合作，充分吸收国际先进数字技术和低碳发展理念的同时，提高政策工具及成果进展的透明度和可视性，为实现全球碳中和，构建人类气候命运共同体贡献后发工业化大国的低碳转型经验。

应该看到，中国数字经济正加快发展，数据要素和数字技术对实体部门的影响仍在深化，且有不确定性，数字化水平测算方法尚不成熟完善，加之受制于行业层面数据获取和数字经济统计，本文研究难免存在局限性，如何精准刻画细分行业的数字化水平是需要突破的研究“痛点”和难点。同时，本文侧重于投入数字化影响工业碳排放强度的实证分析及异质性检验，因篇幅所限，仅提出了数字化作用于工业碳排放强度的定性判断和研究假设，后续研究会将数字化对工业碳排放总量和强度的作用机理作为重点内容，展开深入的理论推演。另外，今后还将从总量和强度两个维度，综合地区与行业两个层面的定量表现，更加全面系统地把握数字化对工业“双碳”目标推进和“双控”任务分解的影响。如具备数据条件，也将运用全球价值链分析框架探讨投入数字化对中国工业碳排放的影响，从而为促进数字化绿色化深度融合提供更具针对性的路径设计。

参考文献

- 陈启斐、刘志彪（2014）：《需求规模与服务业出口：一项跨国的经验研究》，《财贸经济》第7期，第82—94页、第36页。
- 黄庆华、潘婷、胡江峰（2022）：《环境约束下中国工业技术进步方向识别及影响因素》，《中国人口·资源与环境》第6期，第123—135页。
- 黄玉霞、谢建国（2019）：《制造业投入服务化与碳排放强度——基于WIOD跨国面板的实证分析》，《财贸经济》第8期，第100—115页。
- 刘斌、赵晓斐（2020）：《制造业投入服务化、服务贸易壁垒与全球价值链分工》，《经济研究》第7期，第159—174页。
- 潘安、魏龙（2016）：《中国对外贸易隐含碳：结构特征与影响因素》，《经济评论》第4期，第16—29页。
- 齐绍洲、云波、李锴（2009）：《中国经济增长与能源消费强度差异的收敛性及机理分析》，

《经济研究》第4期，第56—64页。

任力、黄崇杰（2015）：《国内外环境规制对中国出口贸易的影响》，《世界经济》第5期，第59—80页。

汪东芳、曹建华（2019）：《互联网发展对中国全要素能源效率的影响及网络效应研究》，《中国人口·资源与环境》第1期，第86—95页。

吴茵茵、齐杰、鲜琴、陈建东（2021）：《中国碳市场的碳减排效应研究——基于市场机制与行政干预的协同作用视角》，《中国工业经济》第8期，第114—132页。

谢云飞（2022）：《数字经济对区域碳排放强度的影响效应及作用机制》，《当代经济管理》第2期，第68—78页。

许和连、成丽红、孙天阳（2017）：《制造业投入服务化对企业出口国内增加值的提升效应——基于中国制造业微观企业的经验研究》，《中国工业经济》第10期，第62—80页。

许宪春、任雪、常子豪（2019）：《大数据与绿色发展》，《中国工业经济》第4期，第5—22页。

薛飞、周民良（2021）：《中国碳交易市场规模的减排效应研究》，《华东经济管理》第6期，第11—21页。

杨丹辉（2022）：《全球产业链重构的趋势与关键影响因素》，《人民论坛·学术前沿》第7期，第32—40页。

阳立高、龚世豪、王铂、晁自胜（2018）：《人力资本、技术进步与制造业升级》，《中国软科学》第1期，第138—148页。

杨玲（2015）：《生产性服务进口贸易促进制造业服务化效应研究》，《数量经济技术经济研究》第5期，第37—53页。

易子渝、魏龙、王磊（2022）：《数字产业技术发展对碳排放强度的影响效应研究》，《国际经贸探索》第4期，第22—37页。

余东华、燕玉婷（2022）：《环境规制、技术创新与制造业绿色全要素生产率》，《城市与环境研究》第2期，第58—79页。

张晴、于津平（2021）：《制造业投入数字化与全球价值链中高端跃升——基于投入来源差异的再检验》，《财经研究》第9期，第93—107页。

周银香、吕徐莹（2017）：《中国碳排放的经济规模、结构及技术效应——基于33个国家GVAR模型的实证分析》，《国际贸易问题》第8期，第96—107页。

Añón Higón, D. , R. Gholami and F. Shirazi (2017) , “ICT and Environmental Sustainability: A Global Perspective”, *Telematics & Informatics*, 34 (4), pp. 85 – 95.

Belkhir, L. and A. Elmeligi (2018) , “Assessing ICT Global Emissions Footprint: Trends to 2040 & Recommendations”, *Journal of Cleaner Production*, 177, pp. 448 – 463.

Chen, D. , S. Heyer and S. Ibbotson, et al. (2015) , “Direct Digital Manufacturing: Definition, Evolution, and Sustainability Implications”, *Journal of Cleaner Production*, 107, pp. 615 – 625.

Chen, X. , M. Despeisse and B. Johansson (2020) , “Environmental Sustainability of Digitalization in Manufacturing: A Review”, *Sustainability*, No. 12.

Danish, B. O. and R. Ulucak (2020) , “An Empirical Investigation of Nuclear Energy Consumption and Carbon Dioxide (CO₂) Emission in India: Bridging IPAT and EKC Hypotheses”, *Nuclear Engineering and Technology*, 53 (6), pp. 2056 – 2065.

Gebler, M. , A. Uiterkamp and C. Visser (2014), “A Global Sustainability Perspective on 3D Printing Technologies”, *Energy Policy*, 74 (11), pp. 158 – 167.

Moyer, J. D. and B. Hughes (2012), “ICTs: Do They Contribute to Increased Carbon Emissions?”, *Technological Forecasting & Social Change*, 79 (5), pp. 919 – 931.

Xu, Q. , M. Zhong and X. Li (2022), “How Does Digitalization Affect Energy? International Evidence”, *Energy Economics*, 107, No. 105879.

Shabani, Z. D. and R. Shahnazi (2019), “Energy Consumption, Carbon Dioxide Emissions, Information and Communications Technology, and Gross Domestic Product in Iranian Economic Sectors: A Panel Causality Analysis”, *Energy*, 169, pp. 1064 – 1078.

Zhou, X. , D. Zhou and Q. Wang, et al. (2019). “How Information and Communication Technology Drives Carbon Emissions: A Sector-level Analysis for China”, *Energy Economics*, 81 (6), pp. 380 – 392.

The Impacts of Input Digitalization on China's Industrial Carbon Emission Intensity: An Empirical Analysis

YANG Dan-hui^{1,2}, HU Yu-meng²

(1. Institute of Industrial Economics, Chinese Academy of Social Sciences, Beijing 100006, China;

2. University of CASS, Beijing 102488, China)

Abstract: The integration of digitalization and green transformation is regarded as an important path to accelerate high-quality development and promote the realization of carbon dioxide emissions peaking and carbon neutrality goals in China. Based upon the panel data of China's industrial input and output from 2002 to 2018, this paper calculates China's input digitalization and the full carbon emission intensity of industry. On this basis, we make an empirical analysis of the impacts of input digitization on industrial carbon emission intensity. The results show that input digitization has a significant promoting effect on the reduction of industrial carbon emission intensity. Different sources of input digitization bring various effects on industrial carbon emission intensity, with digital service input having more significant influences compared with digital product input. The impact of input digitalization on industrial carbon emissions is also characterized by industry heterogeneity. To this end, digitization should be taken as a key measure for the low-carbon transformation and different industries should be guided to develop differentiated digital solutions, so as for data factor input and digital technology utilization continuing to promote the effective green development of China's industry.

Key Words: input digitization; carbon emission intensity; industry heterogeneity; carbon dioxide emissions peaking and carbon neutrality goals

责任编辑：周枕戈