

数字化转型有利于提升企业碳绩效吗?

余群芝 卢玲 马延柏 方恺*

摘要:随着数字经济蓬勃发展,数字化转型已成为企业提升可持续竞争优势的关键路径。在新发展阶段,企业数字化转型能否推动其实现绿色低碳转型值得深入研究。本文以2009—2020年上市公司为研究样本,利用面板数据固定效应模型考察了中国企业数字化转型对碳绩效的影响机制。结果表明,数字化转型与企业碳绩效显著正相关,企业数字化转型有利于提升其碳绩效。这一结果具有显著的行业异质性,数字化转型在提高能源密集型行业的碳绩效方面具有更显著的作用。机制分析发现,数字化转型中企业的碳绩效存在同群效应,单个企业的碳绩效水平会随着同地区同行业其他企业碳绩效水平的变化而同向变化;数字化转型主要通过促进企业绿色技术创新和提高企业生产效率来实现企业碳绩效的提升。本文研究结论表明应鼓励企业加快数字化转型,对于企业通过数字化手段降低碳排放量、提高碳绩效,进而促进企业向绿色低碳转型具有重要的理论和实践意义。

关键词:数字化转型;碳绩效;同群效应;绿色技术创新;企业生产效率

一、引言

《中共中央关于进一步全面深化改革 推进中国式现代化的决定》提出“支持和引导各类企业提高资源要素利用效率和经营管理水平、履行社会责任”。企业尤其是能源、制造业、工业等高耗能行业,是碳排放的主体,“贡献”了全球绝大部分温室气体排放量。为了实现可持续发展目标,企业需要进行有效管理,使其环境目标与战略决策和运营流程保持一致。高效的管理可以帮助企业选定减少碳排放的最佳实践路径,例如优化供应链和提高能源效率

*余群芝,中南财经政法大学经济学院,邮政编码:430073,电子邮箱:478931357@qq.com;卢玲,中南财经政法大学经济学院,邮政编码:430073,电子邮箱:lynnlu699@126.com;马延柏(通讯作者),兰州理工大学经济管理学院,邮政编码:730050,电子邮箱:mayanbai@lut.edu.cn;方恺,浙江大学公共管理学院,邮政编码:310000,电子邮箱:fangk@zju.edu.cn。

本文系国家社会科学基金重大项目“‘双碳’目标下区域协同减排机制与调控策略研究”(22&ZD108)和甘肃省青年科技基金计划“绿色投资对甘肃省环境绩效的影响机制研究”(22JR5RA310)的阶段性成果。感谢匿名审稿人提出的宝贵意见,文章自负。

(Singh et al., 2015)。中国政府对数字经济的大力支持为企业积极开展数字化转型提供了契机。中国数字经济发展迅猛,2022年数字经济规模达到50.2万亿元,GDP占比为41.5%^①。快速发展的数字经济促使越来越多的企业向数字化转型,为中国经济发展注入了活力。数字化转型可以视为生态创新的一种形式,促使企业提高效率、生产力和竞争力(Pagani & Pardo, 2017),同时也能降低能源消耗,提高可持续的碳绩效(Li, 2022)。数字化转型是传统企业将其战略和运营与全球环境可持续发展目标和挑战相结合的有效途径,企业能够通过通信、计算、信息和连接等数字技术来制定创新的数字商业模式(Vial, 2019)。特别地,数字技术可以帮助传统企业监测和管理其能源消耗以减少碳排放(Husaini & Lean, 2022;董康银等, 2023),提高其资源利用效率,并将其使用的资源转向低碳或可再生能源。企业还可以通过降低成本、提高声誉和鼓励创新,从应对气候变化的行动中获益。因此,探讨企业数字化转型对企业碳绩效的影响机制十分必要。

本文可能的边际贡献如下:第一,基于企业数字化转型对其经济后果和环境后果共同影响的双重视角,剖析了数字化转型赋能企业碳绩效提升的影响机制。已有文献在微观层面探讨数字化转型对企业的影响,主要涉及企业技术创新(李雪松等, 2022;宋德勇等, 2022;张国胜、杜鹏飞, 2022;刘艳霞等, 2023)、产业链联动(范合君等, 2023)、可持续发展绩效(王博、康琦, 2023)、企业分工(袁淳等, 2021)、全要素生产率(赵宸宇等, 2021)等方面,对企业碳绩效的研究有待深入探讨。第二,考察了数字化转型过程中企业碳绩效的同群效应,有助于揭示企业间的互动关系,帮助企业在制定低碳战略时更具前瞻性和协同性。企业行为在一定程度上也会受到周围企业的影响,已有文献将同群效应研究主要集中在财务表现、创新扩散或组织行为等领域(万良勇等, 2016;王旭、褚旭, 2022),而将碳绩效引入同群效应的研究拓宽了这一理论的应用范围。

二、文献综述与研究假说

(一)文献综述

1.企业数字化转型

企业数字化转型体现为对数字技术的利用,包括大数据、区块链、人工智能、云计算以及其他数字技术。现有文献探讨了企业数字化转型对企业分工、企业全要素生产率等方面的影响,发现企业数字化转型显著提升了中国上市公司专业化分工水平,通过提高企业的经营灵活性和融资可得性提升企业的风险承担能力(袁淳等, 2021;赵宸宇等, 2021)。基于数字化转型、融入全球创新网络与创新绩效的理论分析框架,可以发现数字化转型有利于企业融入全

^①资料来源:《数字中国发展报告(2022年)》。

球创新网络,进而提升企业创新绩效。近年来,越来越多的研究聚焦企业数字化转型对绿色发展的影响:企业数字化转型有利于促进中国重污染企业的绿色技术创新(宋德勇等,2022),也能显著提升中国制造业企业的创新绩效(李雪松等,2022),赋能企业绿色升级(Wang et al., 2023)。关于数字化转型的驱动因素方面,从产业链视角可以发现企业数字化转型在产业链中存在上下游联动效应,产业链上企业间的数字化协同有助于进一步提升重点企业数字化转型(范合君等,2023)。政府支持、组织管理和政治关联等通过融资能力、创新能力和动态能力等中介渠道驱动企业数字化转型。数字经济监管有利于加强数据信息共享、降低企业经营成本和增加营业利润以改善数字化转型企业的经营状况,从而对企业数字化转型形成激励(张文文、景维民,2024)。总体来看,企业数字化转型在提升企业经营灵活性、增强融资可得性、促进创新绩效及绿色发展等方面具有显著的积极影响。同时,数字化转型的实现离不开政府政策支持、产业链协同及企业内部管理的共同驱动。

2.碳绩效的相关研究

以往文献主要集中于宏观层面分析碳绩效的影响因素。比如,碳交易机制(于向宇等,2021)、节能减排示范城市政策对中国地区的碳绩效提升都具有显著的贡献(Yu et al., 2022)。Yu等(2022)基于42个国家在低碳效率、技术差距和减排潜力三种典型碳责任原则下的绩效分析发现,碳泄漏和碳转移显著影响了国家的碳绩效。微观层面,企业碳信息披露会激励企业进行绿色技术创新,进而提升企业的碳绩效(潘雄锋、袁赛,2023)。对于碳绩效产生的经济后果方面,企业碳绩效和财务绩效表现为正相关关系(何玉等,2017),短期内提升企业碳绩效会牺牲本期的财务绩效(周志方等,2017),但是碳绩效对企业市场价值产生了长远的积极影响,表明投资者对低碳排放企业存在“奖励”行为(Benkraiem et al., 2022)。综上所述,碳绩效的研究涵盖了从宏观到微观不同层面的影响因素及其经济后果。碳交易机制、节能减排示范政策、碳信息披露等都对提升碳绩效具有重要作用。而碳绩效对财务绩效的长期性、正向性影响为企业和投资者提供了新的视角和激励。

3.数字化与碳绩效的相关研究

已有文献主要考察数字经济对碳绩效的影响(Zhang et al., 2022),以及企业数字化对可持续发展绩效的影响(王博、康琦,2023)。虽然有些研究发现中国数字经济的发展可能会加剧碳排放,但更多的研究表明发展数字经济具有显著的碳减排效应(杨刚强等,2023;王凯等,2023),这一结论同样在中国省级和地市级层面得到了验证。通过考察数字化转型与经济和环境维度的可持续绩效之间的关系,发现数字化转型加速促进了经济绩效的提升,但其与环境绩效呈现倒U型关系(Li, 2022)。企业数字化转型显著提高了其财务绩效和环境绩效水平,对企业可持续发展绩效的提升发挥着积极作用(王博、康琦,2023)。由此可见,数字化对碳绩效的影响可能是多方面的。尽管部分研究指出数字经济可能会加剧碳排放,但更多证据

表明,数字经济和企业数字化转型对碳减排和环境绩效具有积极作用。数字化转型不仅提升了经济绩效,还在一定程度上改善了环境绩效,其与环境绩效的关系可能具有复杂的非线性特征。

基于以上研究,现有文献为研究数字经济的环境效应奠定了良好的基础,但仍然存在以下不足:目前围绕数字化与碳绩效之间关系的研究多聚焦于中观、宏观层面并以地区视角展开,以及数字化如何影响环境绩效,而对于微观层面数字化转型与碳绩效因果关系的研究比较有限,这种影响的潜在机理尚未得到充分揭示。

(二)研究假说

企业可以通过数字化转型实现碳减排和成本节约。数字技术和工具有利于形成长期的价值创造能力,且提高信息处理能力是提高生产效率的关键因素(Di Vaio, 2021)。提高企业数字化转型的碳绩效的一种可能方法是利用数字技术为企业创造新的机会,开发和提供有助于改进减排技术的绿色产品和服务(Habiba et al., 2022),如可再生能源技术、循环经济模型、碳捕获和储存技术,这种技术可以帮助企业减少运营和产品生产的能源消耗和碳排放。节能技术还可以降低企业的运营成本,提高企业的市场竞争力。因此,数字化转型可以优化企业的运营和信息处理流程(Premkumar et al., 2005),促进其遵守环境法规和标准,提高环境绩效(Dubey et al., 2019)。

提高企业数字化转型的碳绩效的另一种可能方法是利用数字技术对能源使用效率的灵活管理(Ajanovic et al., 2020)。数字化转型包括利用数字技术收集和分析数据,将这些数据转化为可操作的信息(Heymann et al., 2023)。从这个意义上说,增强信息质量有助于改进组织内的碳绩效。此外,数字化转型还可以提高能源行业内部态势分析和预测效率(Hannan et al., 2021),促进可再生能源在多能源系统中的协调和整合(Liu et al., 2022),并通过大数据处理提高决策效率。总之,数字化转型可以帮助企业减少其单位产值的碳排放量,提高其整体碳绩效。基于此,提出如下假说。

假说1:企业数字化转型有利于提升其碳绩效。

借助数字化技术,企业能有效整合碎片化的创新资源和研发信息,提高生产要素的资源配置效率,降低生产成本,促进企业绿色技术创新(宋德勇等,2022;刘艳霞等,2023)。企业通过促进内部的专业化分工,也有利于提升企业全要素生产率(袁淳等,2021)。此外,环境信息披露在企业通过数字化转型提高绿色技术创新能力的过程中发挥了重要的调节作用(刘翔宇等,2023),而位于信息透明度较低、数字经济发达的一线城市的企业,数字化转型对绿色创新具有更强的促进作用(刘艳霞等,2023)。绿色技术创新通过技术迭代升级提高能源使用效率,能够同时使企业实现在能源需求保持不变情况下降低能源消耗,减少营运成本(徐俊武、陈钊雄,2024)。为此,企业会进一步加强对产品生产设备的绿色技术升级,

从而实现企业能耗降低和污染物减排(吕桁宇等,2024),有助于企业实现环境绩效。绿色技术创新在产品全生命周期的深入应用,有利于其有效控制全产业链的污染物排放(潘雄锋、袁赛,2023),包括从上游端的清洁能源替代化石能源,到中游端生产流程的改进提升能源利用率,最后到下游端的降碳减污治理技术的实现,共同促进企业碳绩效的提升。基于此,提出如下假说。

假说2:数字化转型通过促进企业绿色技术创新来实现企业碳绩效的提升。

根据资源编排理论,处于数字化转型中的企业具有快捷获取信息的优势,通过优化内部资源配置,提升其生产效率(李唐等,2020)。同时,数字化转型也催生了企业新的商业模式比如新平台经济,通过数字化管理,使数字技术与企业生产过程深度融合,实现企业生产过程的自动化与智能化,提升企业的生产效率(赵宸宇等,2021)。根据利益相关者理论,组织应当平衡各个利益相关者的利益要求,而不应仅专注于股东的财富积累、企业的财务业绩,还应该关注其本身的社会效益(Su & Fan,2021)。企业生产效率对碳绩效产生积极影响主要体现在满足利益相关者的社会效益的要求上。尤其是企业若属于国有企业或面临较高的环境规制压力时,财务绩效对碳绩效的促进作用更明显(孟祥松等,2023)。相关利益者对环境责任的诉求为企业提供了推动环保措施的动力和资源,企业履行前瞻型环境责任和反应型环境责任均对企业碳绩效有显著的增进作用(张宏、蔡淑琳,2022)。基于此,提出如下假说。

假说3:数字化转型通过提高企业生产效率来实现企业碳绩效的提升。

同群效应指的是个体在群体中会倾向模仿和追随群体的行为和决策(赵颖,2016),这种效应不仅在社会互动中存在,而且在经济决策中也有显著的影响(Matray,2021)。这一效应不仅源自企业对同行业企业行为的观察和模仿,还受声誉效应和政策法规的驱动。在企业行为中,同群效应意味着企业在进行决策时会参考和模仿同行业或相似企业的行为。例如,在研发投入、营销策略等方面,企业往往会受到同行业企业行为的影响(Kaustia & Rantala,2015)。依据利益相关者理论,企业具有趋利避害的动机,企业的相对绩效越好,企业同群效应的结果越显著(王旭、褚旭,2022)。如果一家领先的企业在行业中率先采取了严格的碳减排措施,提升了碳绩效,并获得了良好的市场反响或政策支持,其他企业可能会受到激励,模仿其行为以避免落后于竞争对手。企业在意其在公众和消费者中的形象,未采取行动的企业可能会面临声誉风险,因此也会跟随采取行动。数字化转型过程中,企业更容易获取同行的信息和数据。数字化技术使得碳排放数据、环保技术应用和绿色管理实践等信息更加透明和可共享(宋德勇等,2022)。企业能够轻松访问和分析同行业企业的碳绩效数据,从而更准确地模仿和借鉴这些成功案例,这种透明度和信息共享极大地增强了同群效应。此外,数字化技术的普及和应用促进了技术标准化,减少了企业在采用新技术时的阻力。同行业企业在数

数字化转型中往往采用相似的技术和管理工具,这种标准化和一致性也增强了同群效应。企业采用同样的能源管理系统或碳排放监测技术,更容易互相学习,从而共同提升碳绩效。因而,本文提出如下假说。

假说4:企业数字化转型对其碳绩效的提升作用存在同群效应,同行业和同地区进行数字化转型的其他企业更高的碳绩效水平会提高焦点企业的碳绩效水平。

三、研究设计

(一)样本与数据来源

本文选取2009—2020年中国A股公司作为研究样本。由于信息技术构成了数字化转型的基础,数字化是信息化的高级阶段,我们从样本中剔除了信息技术行业(包括与互联网、通信和电子设备、计算机和软件相关的公司),以捕捉数字化转型对碳绩效的影响。遵循研究惯例,本文从样本中剔除了金融行业、财务困境公司(资产负债率小于0或大于1)、ST公司和缺失值。在1%和99%的水平上对本文的连续变量应用Winsorize来减弱离群值效应后,最终得到了12480个观察值,其中包括3361家上市公司。数字化转型指标来自上市公司年度报告数字化转型高频词汇的合计,碳排放数据来自中国能源统计年鉴,财务指标和其他研究变量相关数据来自国泰安(CSMAR)数据库。

(二)模型与研究变量

本文采用面板数据固定效应模型考察企业数字化转型对其碳绩效的影响。为了估计这种影响,设置了以下计量模型:

$$CEP_{i,t} = \alpha_0 + \alpha_1 DT_{i,t} + \beta Controlvar_{i,t} + \phi Year + \varphi Industry + \theta Firm + \varepsilon_{i,t} \quad (1)$$

式(1)中, i 和 t 表示样本企业 i 在样本周期第 t 年的碳绩效, CEP 为碳绩效, DT 为企业数字化转型,包括企业是否实施数字化和数字化转型程度两个维度。 $Controlvar$ 代表控制变量,包括一组影响碳绩效的企业因素。 $Year$ 、 $Industry$ 和 $Firm$ 分别代表年份固定效应、行业固定效应和企业固定效应, ε 为随机误差。

(1)碳绩效(CEP)。碳绩效是指企业、组织或区域在碳排放管理和减排方面的表现和效果,即企业在单位产出内减少碳排放所作的努力(周志方等,2017),反映了企业减少温室气体排放、提高能源利用效率以及推动低碳发展的努力和成果。碳绩效最优化的目标是以经济效益和社会福利最大化来换取人类生产生活过程中最低的碳排放。目前对碳绩效的研究多是从国家、行业、地区等宏观层面进行的,一般用碳排放效率或碳强度来表示(潘雄锋、袁赛,2023)。这些指标能较好地代表能源消耗造成的碳排放,但并没有建立碳排放与企业经营管理之间的关系。当前没有强制要求所有企业披露碳排放数据,因而上

市企业对碳排放量的直接披露可能会受到主观因素的影响,且披露企业数据量较少。由于同行业企业的碳减排潜力是相似的(吕桁宇等,2024),本文通过计算企业所属行业单位成本的碳排放量和企业营业收入来估算企业的相对碳绩效水平^①(何玉等,2017;潘雄锋、袁赛,2023)。

(2)企业数字化转型(*DT*)。企业数字化转型是指企业通过整合和应用数字技术(如大数据、云计算、人工智能、物联网、区块链等),对其业务模式、运营流程、组织结构和企业文化进行全面变革和升级,以提升经营效率、创新能力和市场竞争力,从而实现可持续发展的过程(王博、康琦,2023)。由于测度对象不统一、不明确,测度方法不科学、不准确,企业数字化转型的测量一直是学术界的一大难题(赵宸宇等,2021)。目前,大量学者采用文本分析法来衡量企业数字化转型(王博、康琦,2023; Yu et al., 2023; 张文文、景维民,2024)。参考以上学者的做法,本文利用文本分析法,根据上市公司年报中与数字化技术相关的关键词出现频率计算得出企业数字化转型。数字化转型包括云计算、大数据、数字技术、人工智能和区块链,以及这些技术的应用,这些技术是数字化转型企业中最广泛采用的数字工具(Li, 2022)。为了最小化异方差,便于进行数据比较,我们将该值加1后取自然对数,记为 *DT_degree*。此外,由于上述五个方面在部分企业的统计频率为0,这为我们设置虚拟变量提供了条件。本文进一步构建了一个反映企业是否进行了数字化转型的指标。如果统计频率之和大于0,则该虚拟变量赋值为1,否则赋值为0,表示为 *DT_dummy*。综上,数字化转型可以从两个方面来衡量:企业是否参与数字化转型和参与数字化转型的程度。

(3)控制变量(*Controlvar*)。考虑到企业碳绩效的变化除了受数字化转型的影响,还会受到诸多因素的干扰。为了控制影响企业碳绩效的其他经济特征和指标,参考已有文献(赵宸宇等,2021;宋德勇等,2022;张国胜、杜鹏飞,2022;王博、康琦,2023),在式(1)中引入了一组公司层面的控制变量:公司规模(*Size*)、公司年龄(*Age*)、成长能力(*Growth*)、员工密集度(*SI*)、资产负债率(*Leverage*)、董事会独立董事比例(*IDR*)、机构投资者持股比例(*SR11*)、第一大股东持股比例(*Top1*)。本文还对年份、行业和公司层面的固定效应进行了控制。各变量的符号和计算说明见表1。

^①营业收入和营业成本(主营业务与其他业务之和)来自企业财务报表,行业碳排放量来自《中国能源统计年鉴》,为焦炭二氧化碳排放量、原油二氧化碳排放量、汽油二氧化碳排放量、煤油二氧化碳排放量、柴油二氧化碳排放量、燃料油二氧化碳排放量、天然气二氧化碳排放量的合计。首先,根据《国民经济行业分类(2017)》,将二位码行业的企业营业成本归集为门类行业的总营业成本;其次,用行业碳排放成本除以门类行业总营业成本得到行业层面单位营业成本的碳排放量;再次,用该值乘以企业营业成本,近似得到样本企业在行业中的碳排放量;最后,用样本企业的营业收入除以该企业当年的近似碳排放量得到碳排放绩效。

表1 变量定义表

| 变量 | 符号 | 定义 |
|-----------|-----------------|---|
| 企业数字化转型 | <i>DT</i> | <i>DT_dummy</i> :当企业具有数字化特征时,该虚拟变量赋值为1;否则,该值为0 <i>DT_degree</i> :数字技术、人工智能技术、大数据、云计算、区块链五类关键词词频的总数加1后取自然对数 |
| 碳绩效 | <i>CEP</i> | 公司的营业收入与碳排放量之比 |
| 公司规模 | <i>Size</i> | 企业总资产额取自然对数 |
| 资产负债率 | <i>Leverage</i> | 总负债/总资产 |
| 公司年龄 | <i>Age</i> | 公司当年减去成立年份 |
| 成长能力 | <i>Growth</i> | (本期末营业收入-上期末营业收入)/上期末营业收入 |
| 员工密集度 | <i>SI</i> | 本期末员工人数与本期末营业收入之比(营业收入单位:万元) |
| 董事会独立董事比例 | <i>IDR</i> | 独立董事人数与董事会总人数之比 |
| 机构投资者持股比例 | <i>SRII</i> | 机构投资者持有上市公司股份的比例 |
| 第一大股东持股比例 | <i>Top1</i> | 第一大股东所持股份数与总股份数之比 |

(三)描述性统计

表2报告了主要变量的描述性统计。*DT_dummy*的平均值为0.407,意味着40.7%的样本企业正在进行数字化转型。*DT_degree*的平均值为0.763,我们将这个对数值还原为与数字化转型相关的关键词出现的频率,这些关键词在一家公司年报中平均出现了5.164次。然而,与极值相比,这一数据显示出显著的个体性差异。碳绩效均值为4840.231,即每万吨碳排放将产生4840.231万元的营业收入。其他财务特征变量的描述性统计结果与以往对中国上市公司的研究结果一致。

表2 描述性统计

| 变量 | 样本量 | 平均值 | 标准差 | 最小值 | 中位数 | 最大值 |
|------------------|-------|----------|-------|--------|---------|--------|
| <i>DT_dummy</i> | 12480 | 0.407 | 0.491 | 0.000 | 0.000 | 1.000 |
| <i>DT_degree</i> | 12480 | 0.763 | 1.120 | 0.000 | 0.000 | 4.875 |
| <i>CEP</i> | 12440 | 4840.231 | 1409 | 0.630 | 933.961 | 1031 |
| <i>Size</i> | 12480 | 21.862 | 1.488 | 18.920 | 21.670 | 28.338 |
| <i>Leverage</i> | 12480 | 0.436 | 0.231 | 0.043 | 0.419 | 0.984 |
| <i>Age</i> | 10550 | 15.928 | 6.461 | 0.000 | 16.000 | 45.000 |
| <i>Growth</i> | 12070 | 0.675 | 2.094 | -0.818 | 0.160 | 15.387 |
| <i>SI</i> | 12420 | 0.015 | 0.015 | 0.001 | 0.011 | 0.094 |
| <i>IDR</i> | 12480 | 0.374 | 0.055 | 0.286 | 0.333 | 0.571 |
| <i>SRII</i> | 12390 | 0.464 | 0.254 | 0.004 | 0.484 | 0.963 |
| <i>Top1</i> | 12240 | 0.390 | 0.159 | 0.080 | 0.378 | 0.778 |

四、实证结果

(一)基准结果

表3报告了企业数字化转型对碳绩效影响的回归结果。列(1)—(5)使用*DT_dummy*作为自变量,列(6)—(10)使用*DT_degree*作为自变量。列(1)和(6)增加了所有固定效应,但没

有控制变量。在列(2)和(7)增加了公司层面的控制变量,但没有考虑行业、年份和公司的固定影响。在列(3)—(4)和列(8)—(9)中,分别控制了年度-行业和企业-行业固定效应。在列(5)和列(10)将上述所有控制变量和固定效应增加到式(1)中,以估计企业数字化转型对碳绩效的总体影响。

在列(1)—(5)中(除列(5)外), DT_dummy 的系数均显著为正,说明在从事数字化转型的企业中,数字化转型对碳绩效的促进作用比没有进行数字化转型的企业更强。在列(6)—(10)中, DT_degree 的系数均显著为正,表明企业数字化转型对碳绩效有促进作用。这证实了假说1。形成上述结果的可能原因在于,数字化提供了一种更高效的经济运行方式,提高了经济运行效率。数字技术可以实现数据要素的整合、传输和共享,有效减少企业之间的信息不对称,从而降低企业在信息方面的搜索、复制和验证成本(Ma et al., 2023)。这有利于节省资本、劳动力等生产要素互联互通所花费的时间,减少生产投入的冗余,提高企业的生产效率和产业的整体运行效率。虽然数字产业是高能耗产业,会造成严重的环境负担,但数字工业化为工业数字化提供了基础设施,数字技术的渗透性、可替代性和协同性可以通过提高传统产业的能源效率来实现碳减排(Huo & Wang, 2022)。

表3 数字化转型对企业碳绩效的影响

| 变量 | (1) | (2) | (3) | (4) | (5) | (6) | (7) | (8) | (9) | (10) |
|-------------------|---------------------|----------------------|---------------------|----------------------|-------------------|----------------------|----------------------|---------------------|----------------------|---------------------|
| DT_dummy | 448.039** (2.37) | 814.591*** (3.37) | 664.077** (2.39) | 626.960*** (3.62) | 106.164 (0.56) | | | | | |
| DT_degree | | | | | | 491.467*** (5.20) | 403.419*** (3.53) | 296.622** (2.42) | 432.920*** (4.87) | 204.777** (2.12) |
| 控制变量 | 否 | 是 | 是 | 是 | 是 | 否 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 企业固定效应 | 是 | 否 | 否 | 是 | 是 | 是 | 否 | 否 | 是 | 是 |
| 年份固定效应 | 是 | 否 | 是 | 否 | 是 | 是 | 否 | 是 | 否 | 是 |
| 行业固定效应 | 是 | 否 | 是 | 是 | 是 | 是 | 否 | 是 | 是 | 是 |
| 样本量 | 10418 | 10048 | 9394 | 8216 | 8216 | 10418 | 10048 | 9394 | 8216 | 8216 |
| 调整的R ² | 0.001 | 0.396 | 0.356 | 0.189 | 0.113 | 0.003 | 0.397 | 0.359 | 0.193 | 0.113 |

注:***、**、*分别表示在1%、5%、10%的水平上显著,括号内为t值,稳健标准误经过企业层面聚类处理,下同。

(二)稳健性检验

本文进行了三种稳健性检验。第一,改变数字化转型的测量方式。上市公司通常在“管理层讨论与分析”(MD&A)部分描述和披露其经营状况和发展计划。我们采用文本分析法,使用Python计算上市公司年报MD&A部分中与数字化相关字段的出现频率。然而,考虑到年度报告中MD&A部分长度的变化会影响公司对“数字化”相关信息的披露,采用公司数字关键词的总词频除以年度报告中MD&A段落的长度作为数字化转型程度的衡量标准。第二,修改了样本的时间窗口。由于IBM最初于2012年提出数字化转型概念,因此将研究期从2009—

2020年调整为2013—2020年。第三,考虑碳减排相关政策,剔除涉及碳排放权交易试点城市和低碳城市的样本。一方面,2010年7月,国家发展和改革委员会发布了关于国家低碳城市试点的通知,明确初步在广东、湖北、辽宁、山西、云南5个省和保定、重庆、贵阳、杭州、南昌、深圳、天津、厦门8个城市开展试点。另一方面,中国政府于2011年10月在北京、重庆、广东、湖北、上海、深圳和天津等7个省市启动了碳排放权交易试点项目。考虑到这些政策对企业碳排放可能产生的影响,我们分别剔除了碳排放权交易试点城市和低碳城市试点地区的样本。然后,对式(1)进行回归,并在表4和表5中报告了结果。以下结果均在控制企业×年份的双向固定效应后进行估计。稳健性检验结果与基准回归结论基本一致。

表4 替换变量和改变样本时间的稳健性检验

| 变量 | (1) | (2) | (3) | (4) |
|-----------------------|----------------------|----------------------|----------------------|----------------------|
| | 替换解释变量 | | 改变样本时间段 | |
| <i>Digital</i> | 994.158*** (4.21) | 240.468*** (2.94) | | |
| <i>DT_dummy</i> | | | 578.599*** (3.96) | |
| <i>DT_degree</i> | | | | 390.490*** (4.88) |
| 控制变量 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 企业固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 年份固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 企业-年份固定效应 | 否 | 企业×年份 | 企业×年份 | 企业×年份 |
| 样本量 | 10048 | 9035 | 9035 | 9035 |
| 调整的R ² /F值 | 0.395 | 30.07 | 30.87 | 31.78 |

表5 排除部分样本地区的稳健性检验

| 变量 | (1) | (2) | (3) | (4) |
|------------------|---------------------|----------------------|----------------------|----------------------|
| | 排除低碳创新城市样本 | | 排除ETS试点样本 | |
| <i>DT_dummy</i> | 394.032** (2.47) | | 554.798*** (3.12) | |
| <i>DT_degree</i> | | 251.344*** (2.87) | | 378.006*** (3.88) |
| 控制变量 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 企业固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 年份固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 企业-年份固定效应 | 企业×年份 | 企业×年份 | 企业×年份 | 企业×年份 |
| 样本量 | 5974 | 5974 | 5084 | 5084 |
| F值 | 19.13 | 19.33 | 16.48 | 17.13 |

(三)内生性问题

1.工具变量估计

本文探讨了企业数字化转型对碳绩效的影响,然而高水平的碳绩效可能反过来也会加速企业的数字化进程。在这种情况下,低碳发展目标可以激励企业调整其运营战略,数字化转

型便是一条可行的路径。为了解决数字化与碳绩效之间的双向因果关系所产生的内生性问题,本文采用了工具变量法。参考袁淳等(2021)的做法,使用滞后一期的全国互联网用户分别与1984年各地级市每万人固定电话数量的交乘项(DT_IV)作为当期企业数字化转型程度的工具变量。作为早期的通信工具,固定电话的普及程度有可能影响互联网和数字化技术在后期的普及速度,从而推动数字化转型的进程;全国互联网用户数的滞后一期数据反映了互联网普及率,这一指标与当前企业数字化程度的相关性较强。因此,二者的交乘项既包含了历史信息(固定电话数量),又反映了当前互联网的普及情况,满足工具变量的相关性要求。同时,历史数据很难对当前企业的碳排放及其绩效产生直接的影响,基本满足外生性的要求。使用两阶段最小二乘法(2SLS)进行回归,表6报告了工具变量的估计结果。Kleibergen-Paap rk LM 统计量均在1%水平上显著,拒绝工具变量识别不足的原假设,Cragg-Donald Wald F 统计量均大于10%显著性水平上 Stock-Yogo 弱工具变量识别 F 检验的临界值,拒绝弱工具变量的原假设,以上结果表明本文工具变量不存在识别不足或弱工具变量问题。第一阶段的回归结果如表6的列(1)、(3)、(5)、(7)所示,表明 DT_IV 与数字化转型之间存在显著正相关关系。列(2)、(4)、(6)和(8)中给出的第二阶段估计与我们的模型预测一致, DT_Dummy 和 DT_degree 的系数显著为正,表明本文基准结果成立。

表6 工具变量估计结果

| 变量 | (1) | (2) | (3) | (4) | (5) | (6) | (7) | (8) |
|---------------------------------|---------------------|------------------------|---------------------|-----------------------|---------------------|------------------------|---------------------|-----------------------|
| | DT_dummy | CEP | DT_dummy | CEP | DT_degree | CEP | DT_degree | CEP |
| DT_IV | 0.600*** (31.67) | | 0.472*** (18.33) | | 1.380*** (36.67) | | 0.904*** (17.95) | |
| DT_dummy | | 12012.55*** (20.18) | | 4034.857*** (5.04) | | | | |
| DT_degree | | | | | | 5226.753*** (21.60) | | 2105.733*** (5.06) |
| 控制变量 | 否 | 否 | 是 | 是 | 否 | 否 | 是 | 是 |
| 企业固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 年份固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 行业固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 样本量 | 9675 | 9675 | 7459 | 7459 | 9675 | 9675 | 7459 | 7459 |
| 调整的R ² | - | 0.397 | - | 0.138 | - | 0.219 | - | 0.340 |
| Kleibergen-Paap rk LM statistic | 883.00*** | 883.00*** | 318.08*** | 318.05*** | 1137.28*** | 1137.28*** | 305.68*** | 305.68*** |
| Cragg-Donald Wald F statistic | 1003.050 [16.38] | 1003.054 [16.38] | 335.850 [16.38] | 335.850 [16.38] | 1344.610 [16.38] | 1344.612 [16.38] | 322.070 [16.38] | 322.069 [16.38] |

注:方括号内为在10%的显著性水平上 Stock-Yogo 弱工具变量识别 F 检验的临界值。

2.倾向得分匹配分析

鉴于并非所有企业都对其商业模式实施了数字化变革,本文采用PSM方法来解决样本选

择偏差。首先,根据样本企业是否经历过数字化转型,将样本企业分为两组。将存在数字化转型的样本作为实验组($DT=1$),不存在数字化转型的样本作为对照组($DT=0$),构建匹配样本。其次,以数字化转型程度(DT_degree)为因变量,采用上述控制变量。利用Probit模型估计企业实施数字化转型的概率(倾向得分)。最后,采用一对一匹配方法,选择最接近企业数字化转型概率的样本进行匹配。表7给出了我们对配对样本的估计。结果表明,在控制潜在的样本选择偏差后对基准回归结果没有实质性影响。

表7 倾向得分匹配结果

| 变量 | (1) | (2) | (3) | (4) | (5) |
|-------------------|----------------------|----------------------|----------------------|----------------------|---------------------|
| | CEP | CEP | CEP | CEP | CEP |
| DT_degree | 601.176*** (5.17) | 987.026*** (6.57) | 637.160*** (5.19) | 433.077*** (3.79) | 260.634** (2.09) |
| 控制变量 | 否 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 企业固定效应 | 是 | 否 | 否 | 是 | 是 |
| 年份固定效应 | 是 | 否 | 是 | 否 | 是 |
| 行业固定效应 | 是 | 否 | 是 | 是 | 是 |
| 样本量 | 5897 | 5735 | 5306 | 4529 | 4529 |
| 调整的R ² | 0.006 | 0.309 | 0.254 | 0.218 | 0.154 |

五、机制分析

(一)传导机制

通过前文理论分析得出,数字化转型会通过绿色技术创新和企业生产效率影响碳绩效的变化。本节从以上两个方面检验了数字化转型对企业碳绩效的作用机制。参考Chen和Jiang(2024)的研究,本文以企业绿色技术创新($Greenpatent$)和企业生产效率(TAT)为中介变量,其中企业绿色技术创新以企业绿色专利的授权数加1后取自然对数表示,企业生产效率以企业的总资产周转率表示,计算公式为:企业营业收入/企业资产总额期末余额。表8报告了中介效应的检验结果。

已有文献验证了绿色技术创新对中国碳减排的积极影响(Xu et al., 2021)和生产效率与碳减排之间的关系(Wang et al., 2023),因此本文仅报告数字化转型对企业绿色技术创新和企业生产效率的影响。表8列(1)—(2)的结果显示, DT_dummy 和 DT_degree 的系数在1%水平上显著为正,表示企业数字化转型显著促进了企业绿色技术创新,假说2得到验证。表8列(3)—(4)的结果显示, DT_dummy 和 DT_degree 的系数在1%水平上显著为正,表示企业数字化转型显著提高了企业生产效率,假说3得到验证。究其原因,企业数字化转型可能催生绿色技术创新,进而与数字技术在环境治理中产生协同效应,而数字技术的应用为企业降本增效提供了基础,使企业在既定的单位产值下能够实现更小的资源消耗和更低的碳排放。综上所述,数字化转型通过促进企业绿色技术创新和提高企业生产效率来提升企业碳绩效。

表8 机制变量检验结果

| | (1) | (2) | (3) | (4) |
|-------------------|--------------------|--------------------|--------------------|--------------------|
| | <i>Greenpatent</i> | <i>Greenpatent</i> | <i>TAT</i> | <i>TAT</i> |
| <i>DT_dummy</i> | 0.050*** (3.71) | | 0.039*** (3.43) | |
| <i>DT_degree</i> | | 0.031*** (5.16) | | 0.022*** (4.35) |
| 控制变量 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 企业固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 年份固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 行业固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 样本量 | 8169 | 8169 | 8169 | 8169 |
| 调整的R ² | 0.214 | 0.216 | 0.318 | 0.318 |

(二)同群效应

为检验同群效应下数字化转型对企业碳绩效的影响,借鉴赵颖(2016)、张国胜和杜鹏飞(2022)的研究,构建如下模型检验数字化转型影响企业碳绩效的同群效应:

$$CEP_{i,t} = \alpha_0 + \alpha_1 L.CEP_Peer_{i,t} + \beta Controlvar_{i,t} + \phi Year + \varphi Industry + \theta Firm + \varepsilon_{i,t} \quad (2)$$

其中, $L.CEP_Peer_{i,t}$ 表示除企业自身以外的同地区或同行业其他企业碳绩效水平 (CEP_Peer) 滞后一期的平均值。其余变量符号的定义同式(1)。为有效反映企业碳绩效的同群效应是企业数字化转型的结果,参考张国胜和杜鹏飞(2022),式(2)的回归均在数字化转型程度大于0的样本中进行,以验证在数字化转型过程中企业是否存在碳绩效的同群效应。

表9报告了数字化转型中企业碳绩效的同群效应。列(1)—(3)显示, $L.CEP_Peer$ 的系数依次为正不显著、显著为负、显著为正,分别表示数字化转型中同地区企业的碳绩效不存在同群效应、数字化转型中同行业企业碳绩效与焦点企业碳绩效负相关、数字化转型中同行业同地区的企业碳绩效存在显著的同群效应。列(2)出现这一相反结果的原因是,同行业企业在业务模式、市场竞争、技术采用等多方面展现出较高的共性,且处于同一行业中,受到相同的行业规律和市场力量的影响,因而在行为选择上往往会互相参照以更好地适应市场竞争。在数字化转型的初始阶段,企业普遍缺乏对数字技术的深入认知,同行业公司多处于观望状态,而同行业的领先者往往在发展上更具战略眼光,其在生产经营管理中会率先采用数字技术,成为行业数字化转型的龙头企业。与此同时,一个有趣的市场现象会随之而来。当同行业内出现企业行为不一致者,同行业公司往往会通过联合抵制、排挤等方式制裁打破市场秩序的企业,以稳定现有的竞争状态。在这一时期,行业领先者的碳绩效得到显著提升,而同行业其他企业无法获得数字技术产生的红利。因此,数字化转型中同行业企业碳绩效与焦点企业碳绩效呈负相关关系。考虑同地区的影响后,同一地区的不同企业往往处于相同的政策和法律环境,比如在中央提出碳达峰碳中和战略目标后,地方政府在实施这一战略目标时会要求所有企业开展减碳行动。此外,随着我国数字经济不断发展,越来越多的企业开始接纳数

字技术,加入数字化转型行列。这意味着,同地区同行业群体内其他主体的行为表现会对重点企业自身形成示范效应。在减污降碳和双碳目标的强大作用下,同群企业借助数字化手段向绿色低碳转型的策略会积极影响群体内重点企业的生产运营活动。因此,数字化转型中企业的碳绩效存在同群效应,假说4得到验证。

表9 同群效应检验结果

| 变量 | (1) | (2) | (3) |
|-------------------|---------------------|-----------------------|------------------------|
| | 同地区 <i>CEP</i> | 同行业 <i>CEP</i> | 同地区-行业 <i>CEP</i> |
| <i>L.CEP_Peer</i> | 177.857 (530.78) | -748.262* (445.76) | 1298.719** (575.29) |
| 控制变量 | 是 | 是 | 是 |
| 企业固定效应 | 是 | 是 | 是 |
| 年份固定效应 | 是 | 是 | 是 |
| 行业固定效应 | 是 | 是 | 是 |
| 样本量 | 0.541 | 0.534 | 0.548 |
| 调整的R ² | 1578 | 1548 | 1016 |

(三)异质性分析

能源密集型企业会消耗更多的化石能源,与非能源密集型企业相比,面临更大的碳减排压力(刘自敏等,2023),因而能源密集型企业的低碳能源转型在实现碳中和方面发挥着关键作用。为实现这一目标,推动能源密集型企业低碳转型势在必行。为了考察数字化转型对不同行业属性碳绩效的影响,根据《国民经济和社会发展统计报告》中对能源行业的分类标准,将样本企业分为能源密集型和非能源密集型行业。

表10报告了行业属性的估计值。结果表明,列(1)—(4)中 *DT_dummy* 和 *DT_degree* 的系数显著为正,能源密集型企业的显著性水平优于非能源密集型企业,表明数字化转型对提高能源密集型企业碳绩效具有更强的作用。数字化转型使公司能够收集数据进行远程设备监控和有效的能源管理,从而减少碳排放。数字化转型可以提高企业的资源利用效率,节约能源,减少生产经营过程中的外部环境损失,降低环境成本,从而加强企业特别是能源密集型企业的经营管理。因此,数字化转型对能源密集型企业碳绩效的改善作用更为显著。

表10 异质性分析

| 变量 | (1) | (2) | (3) | (4) |
|------------------|----------------------|---------------------|-----------------------|---------------------|
| | 能源密集型 | 非能源密集型 | 能源密集型 | 非能源密集型 |
| <i>DT_dummy</i> | 560.834*** (2.67) | 257.329** (1.99) | | |
| <i>DT_degree</i> | | | 1038.233*** (2.87) | 600.751** (2.00) |
| 控制变量 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 企业固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 年份固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 |

续表 10

异质性分析

| 变量 | (1) | (2) | (3) | (4) |
|--------------------|-------|--------|-------|--------|
| | 能源密集型 | 非能源密集型 | 能源密集型 | 非能源密集型 |
| 行业固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 样本量 | 938 | 8 456 | 938 | 8 456 |
| 调整的 R ² | 0.153 | 0.383 | 0.154 | 0.383 |

六、拓展分析：门槛效应检验

本节将企业数字化转型程度作为阈值变量,并利用面板门槛回归捕捉企业数字化转型与碳绩效之间关系的门槛特征。面板门槛模型的设计如下:

$$CEP_{i,t} = \alpha_0 + \alpha_1 DT_{i,t}(Threshold \leq \gamma) + \alpha_2 DT_{i,t}(Threshold > \gamma) + \beta Controlvar_{i,t} + \phi Year + \varphi Industry + \theta Firm + \varepsilon_{i,t} \quad (3)$$

其中, *Threshold* 表示门槛变量数字化转型程度 (*DT_degree*)。为了确定解释变量和被解释变量之间是否存在阈值区间,我们分别使用 Hansen (1999) 提出的 F 统计量和 LR 统计量对数字化程度阈值的个数和真实性进行检验。如表 11 所示, P 值表明在 10% 的置信水平下, 双门槛和三门槛的假说被拒绝, 数字化水平的单阈值变量在 5% 的置信水平上通过了检验。因此, 选择单门槛模型来估计模型 (3), 数字化程度的阈值为 3.1355。图 1 显示了似然比函数 LR 作为阈值参数的趋势, 对于第二个和第三个阈值有多个估计结果, 很难确定它们的准确性。因此, 单门槛提供了最优拟合。

表 11 企业数字化转型与碳绩效的门槛检验

| 变量 | 原假设 | 门槛值 | 95%置信区间 | F 值 | P 值 |
|------------------|-----|--------|------------------|----------|-------|
| <i>DT_degree</i> | 单门槛 | 3.1355 | [2.9907, 3.2581] | 44.84*** | 0.030 |
| | 双门槛 | 1.0986 | [0.6931, 1.3863] | 43.00*** | 0.527 |
| | 三门槛 | 2.6391 | [2.5649, 2.7081] | 41.30*** | 0.667 |

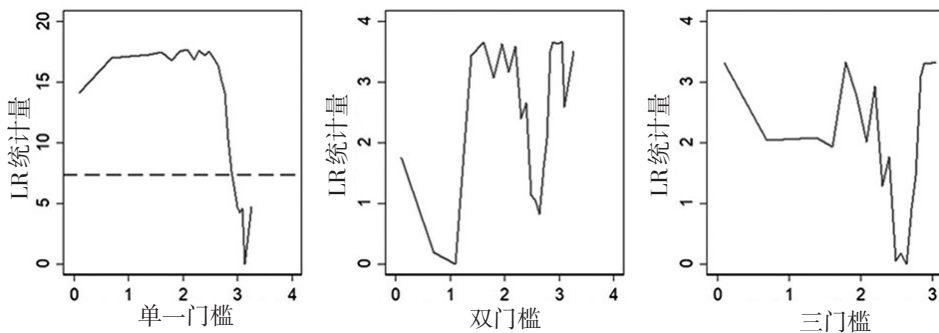


图 1 多门槛似然比函数图

表 12 为面板门槛模型的估计结果。在列 (1) 和列 (2) 中, 结果表明, 随着数字化程度的提

高,企业数字化转型对碳绩效总是有正向的影响。当数字化程度较低时,企业数字化转型开始提高碳绩效水平。当数字化程度超过阈值时,促进效果变得更强。这一结果充分说明了积极开展数字化转型的必要性和紧迫性。因此,数字工业化和工业数字化对碳减排具有积极影响,加快企业数字化转型是实现可持续发展目标的重要途径。

表 12 门槛效应估计结果

| 变量 | (1) | (2) |
|--------------------------|-----------------------|-----------------------|
| | CEP | CEP |
| $DT_degree \leq 3.1355$ | 845.333*** (3.82) | 437.535** (2.11) |
| $DT_degree > 3.1355$ | 2440.411*** (7.90) | 1694.136*** (5.78) |
| 控制变量 | 否 | 是 |
| 企业固定效应 | 是 | 是 |
| 年份固定效应 | 是 | 是 |
| 行业固定效应 | 是 | 是 |
| 样本量 | 2 556 | 2 556 |
| 调整的 R ² | 0.177 | 0.289 |

七、研究结论和政策建议

(一)研究结论

倡导低碳生产和低碳消费是实现碳达峰、碳中和目标的重要举措。然而,如何实现低碳生产和低碳消费,仍然是一个难题。近年来,中国快速崛起的数字经济似乎为这一难题提供了答案。数字资源已经成为企业新竞争力的资源基础和优势,而推进数字化转型是传统行业获取数字资源的关键途径,正在深刻影响着组织变革及其运营模式。本文以 2009—2020 年 A 股上市公司为研究样本,利用面板数据固定效应模型考察了中国企业数字化转型对碳绩效的影响机制。结果表明,数字化转型与企业碳绩效显著正相关,企业数字化转型有利于提升其碳绩效。这一结果具有显著的行业异质性,数字化转型在提高能源密集型行业的碳绩效方面具有更显著的作用。机制分析发现,数字化转型中企业的碳绩效存在同群效应,单个企业的碳绩效水平会随着同行业、同地区其他企业碳绩效水平的变化而同向变化;数字化转型主要通过促进企业绿色技术创新和提高企业生产效率来实现企业碳绩效的提升。

(二)政策建议

本文阐明了数字化转型与碳绩效之间的关系,对促进中国企业数字化改革和经济可持续发展具有重要意义。

第一,强化企业碳减排行为的同群激励效应。行业和区域合作是实现规模效应和协同减排效应的关键。行业层面,同行业企业应加强合作,建立联合研发和技术分享机制,共同推进

数字化转型,提高整体碳绩效水平。建立行业内的信息共享平台,促进企业交流共享减排技术和成功经验,降低重复投资和研发成本。区域层面,地方政府应推动区域内企业协同发展,制定区域性数字化转型和碳减排计划;建立区域内企业数字化转型示范区,通过示范效应带动区域内其他企业的数字化转型。鼓励区域内企业间的合作,如共享绿色供应链、共同建设能源管理平台等,提高企业整体碳绩效。

第二,加强绿色技术创新。政府应实施一系列财政激励措施,以鼓励企业在数字化转型和绿色技术创新方面的投资。为了避免财政补贴的低效率,应该将财政补贴用于减少非效率投资和单纯迎合政策的“漂绿”行为。政府在向企业提供财政补贴时,应该审查企业对财政补贴的使用情况,关注其投资是否有助于企业的可持续发展。制定并推广数据中心和IT设备的能效标准,推动企业采购高能效设备。同时,建立能效评估和认证体系,对能效表现突出的企业给予奖励和表彰,鼓励更多企业采用节能减排的IT技术。

第三,提升企业运营效率。通过推动智能化管理系统的应用、支持大数据和人工智能技术的应用、促进供应链的数字化和智能化、推广智能物流和绿色运输、强化员工培训和技术能力建设,以及制定激励机制和法规保障,有效促进企业提升运营效率,降本增效,提高碳绩效。供应链的数字化管理是提升运营效率的重要环节。政府应支持建设和推广供应链数字化管理平台,促进供应链上、中、下游企业的信息共享与协同,优化库存和物流管理,减少资源浪费。

第四,加速能源密集型产业的数字化转型,推动数字技术在高耗能行业的普及。实现绿色转型的关键之一是实现数字经济与低碳经济的深度融合,使数字化覆盖企业生产经营的方方面面。能源密集型企业应积极应对数字化转型,在采购、生产、研发、人力资源、财务等环节中减少碳排放。比如,高耗能企业应将数字技术应用于能源管理和碳排放监测,加强能源生产、供应、传输、交易、消费和服务等环节的数字化建设,构建全面的能源数字化体系。尤其是利用数字技术支持高耗能行业进行能源转型以共同实现碳中和目标。

参考文献:

- [1] 董康银,王建达,蒋庆哲. 数字技术创新对碳排放强度的影响——基于数字技术专利检索的分析[J]. 环境经济研究,2023,8(02):1-20.
- [2] 范合君,吴婷,何思锦. 企业数字化的产业链联动效应研究[J]. 中国工业经济,2023(03):115-132.
- [3] 何玉,唐清亮,王开田. 碳绩效与财务绩效[J]. 会计研究,2017(02):76-82+97.
- [4] 李唐,李青,陈楚霞. 数据管理能力对企业生产率的影响效应——来自中国企业—劳动力匹配调查的新发现[J]. 中国工业经济,2020(06):174-192.
- [5] 李雪松,党琳,赵宸宇. 数字化转型、融入全球创新网络与创新绩效[J]. 中国工业经济,2022(10):43-61.
- [6] 刘自敏,马靓靓,张娅. 中国清洁与非清洁能源的替代弹性估计及结构优化研究[J]. 环境经济研究,2023,8(1):53-84.

- [7] 刘翔宇,李文韬,娜比拉·海萨尔. 数字化转型与企业绿色技术创新——兼论环境信息披露的调节作用[J]. 工业技术经济,2023(08):59-69.
- [8] 刘艳霞,陈乐,周昕格. 数字化转型与绿色创新:基于信息的双重效应识别[J]. 改革,2023(10):30-45.
- [9] 孟祥松,苟东香,陈蕾. 碳绩效与财务绩效之间的交互跨期影响研究——基于高能耗企业的经验数据[J]. 会计之友,2023(13):59-65.
- [10] 潘雄锋,袁赛. 企业碳披露、绿色创新与碳绩效[J]. 中国人口·资源与环境,2023,33(01):112-123.
- [11] 宋德勇,朱文博,丁海. 企业数字化能否促进绿色技术创新?——基于重污染行业上市公司的考察[J]. 财经研究,2022,48(04):34-48.
- [12] 万良勇,梁婵娟,饶静. 上市公司并购决策的行业同群效应研究[J]. 南开管理评论,2016,19(3):11.
- [13] 王博,康琦. 数字化转型与企业可持续发展绩效[J]. 经济管理,2023,45(06):161-176.
- [14] 王凯,关锐,胡鸣镛,等. 数字经济与碳排放绩效:以中国276个城市为例[J]. 环境科学研究,2023,36(09):1824-1834.
- [15] 王旭,褚旭. 制造业企业绿色技术创新的同群效应研究:基于多层次情境的参照作用[J]. 南开管理评论,2022(2):68-81.
- [16] 徐俊武,陈利雄. 绿色技术创新对碳排放的影响效应——非线性中介效应与调节效应分析[J]. 科技进步与对策,2024,41(08):22-32.
- [17] 杨刚强,王海森,范恒山,等. 数字经济的碳减排效应:理论分析与经验证据[J]. 中国工业经济,2023(05):80-98.
- [18] 吕桁宇,马春爱,汤桐,等. 财税激励政策、绿色技术创新与工业企业碳强度[J]. 统计与信息论坛,2024,39(5):59-72.
- [19] 袁淳,肖土盛,耿春晓,等. 数字化转型与企业分工:专业化还是纵向一体化[J]. 中国工业经济,2021(09):137-155.
- [20] 于向宇,陈会英,李跃. 基于合成控制法的碳交易机制对碳绩效的影响[J]. 中国人口·资源与环境,2021,31(04):51-61.
- [21] 张文文,景维民. 数字经济监管与企业数字化转型——基于收益和成本的权衡分析[J]. 数量经济技术经济研究,2024,41(01):5-24.
- [22] 张宏,蔡淑琳. 异质性企业环境责任与碳绩效的关系研究:媒体关注和环境规制的联合调节效应[J]. 中国环境管理,2022,14(02):112-119+8.
- [23] 张国胜,杜鹏飞. 数字化转型对我国企业技术创新的影响:增量还是提质?[J]. 经济管理,2022,44(06):82-96.
- [24] 赵宸宇,王文春,李雪松. 数字化转型如何影响企业全要素生产率[J]. 财贸经济,2021,42(07):114-129.
- [25] 周志方,肖恬,曾辉祥. 企业碳绩效与财务绩效相关性研究——来自英国富时350指数的证据[J]. 中国地质大学学报(社会科学版),2017,17(05):32-43.
- [26] 赵颖. 中国上市公司高管薪酬的同群效应分析[J]. 中国工业经济,2016(02):114-129.
- [27] Ajanovic, A., A. Hiesl, R. Haas. On the Role of Storage for Electricity in Smart Energy Systems[J]. Energy, 2020, 200: 117473.
- [28] Benkraiem, R., F. Shuwaikh, F. Lakhali, et al. Carbon Performance and Firm Value of the World's Most Sustainable Companies[J]. Economic Model, 2022, 116: 106002.
- [29] Chen, Z. F., K. Q. Jiang. Digitalization and Corporate Investment Efficiency: Evidence from China[J]. Journal of International Financial Markets, Institutions and Money, 2024, 91: 101915.
- [30] Di Vaio, A., R. Palladino, A. Pezzi, et al. The Role of Digital Innovation in Knowledge Management Sys-

tems: A Systematic Literature Review[J]. *Journal of Business Research*, 2021, 123: 220–231.

[31] Dubey, R., A. Gunasekaran, S. J. Childe, et al. Can Big Data and Predictive Analytics Improve Social and Environmental Sustainability?[J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2019, 144: 534–545.

[32] Habiba, U., X. B. Cao, A. Anwar. Do Green Technology Innovations, Financial Development, and Renewable Energy Use Help to Curb Carbon Emissions?[J]. *Renewable Energy*, 2022, 193: 1082–1093.

[33] Hannan, M. A., A. Q. Al-Shetwi, P. J. Ker, et al. Impact of Renewable Energy Utilization and Artificial Intelligence in Achieving Sustainable Development Goals[J]. *Energy Reports*, 2021, 7: 5359–5373.

[34] Hansen, B. E. Threshold Effects in Non-dynamic Panels: Estimation, Testing, and Inference[J]. *Journal of Econometrics*, 1999, 93(2): 345–368.

[35] Heymann, F., T. Milojevic, A. Covataru, et al. Digitalization in Decarbonizing Electricity Systems—Phenomena, Regional Aspects, Stakeholders, Use Cases, Challenges and Policy Options[J]. *Energy*, 2023, 262: 125521.

[36] Huo, P., L. X. Wang. Digital Economy and Business Investment Efficiency: Inhibiting or Facilitating?[J]. *Research in International Business and Finance*, 2022, 63: 101797.

[37] Husaini, D. H., H. H. Lean. Digitalization and Energy Sustainability in ASEAN[J]. *Resources, Conservation and Recycling*, 2022, 184: 106377.

[38] Kaustia, M., V. Rantala. Social Learning and Corporate Peer Effects[J]. *Journal of Financial Economics*, 2015, 117(3): 653 – 669.

[39] Li, L. Digital Transformation and Sustainable Performance: The Moderating Role of Market Turbulence[J]. *Industrial Marketing Management*, 2022, 104: 28–37.

[40] Liu, Z., Y. Sun, C. Xing, et al. Artificial Intelligence Powered Large-Scale Renewable Integrations in Multi-energy Systems for Carbon Neutrality Transition: Challenges and Future Perspectives[J]. *Energy and AI*, 2022, 10: 100195.

[41] Ma, Y., Y. Sha, Z. Wang, et al. The Effect of the Policy Mix of Green Credit and Government Subsidy on Environmental Innovation[J]. *Energy Economics*, 2023, 118: 106512.

[42] Matray, A. The Local Innovation Spillovers of Listed Firms[J]. *Journal of Financial Economics*, 2021, 141(2): 395 – 412.

[43] Pagani, M., C. Pardo. The Impact of Digital Technology on Relationships in a Business Network[J]. *Industrial Marketing Management*, 2017, 67: 185–192.

[44] Premkumar, G., K. Ramamurthy, C. S. Saunders. Information Processing View of Organizations: An Exploratory Examination of Fit in the Context of Inter-organizational Relationships[J]. *International Journal of Information Management*, 2005, 22(1): 257–294.

[45] Singh, A., N. Mishra, S. I. Ali, et al. Cloud Computing Technology: Reducing Carbon Footprint in Beef Supply Chain[J]. *International Journal of Production Economics*, 2015, 164: 462–471.

[46] Su, W. H., Y. H. Fan. Impact of Media Attention on Environmental Performance in China[J]. *Environmental Challenges*, 2021, 4: 100133.

[47] Vial, G. Understanding Digital Transformation: A Review and a Research Agenda[J]. *The Journal of Strategic Information Systems*, 2019, 28: 118–144.

[48] Wang, S., R. Zhang, Y. Yang, et al. Has Enterprise Digital Transformation Facilitated the Carbon Performance in Industry 4.0 Era? Evidence from Chinese Industrial Enterprises[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2023, 184: 109576.

[49] Xu, L., M. Fan, L. Yang, et al. Heterogeneous Green Innovations and Carbon Emission Performance: Evidence at China's City Level[J]. *Energy Economics*, 2021, 99: 105269.

[50] Yu, S., X. Yuan, X. Yao, et al. Carbon Leakage and Low-Carbon Performance: Heterogeneity of Responsibility Perspectives[J]. *Energy Policy*, 2022, 165: 112958.

[51] Yu, F. F., H. Y. Du, X. T. Li, et al. Enterprise Digitalization, Business Strategy and Subsidy Allocation: Evidence of the Signaling Effect[J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2023, 190: 122472.

[52] Zhang, W., X. Liu, D. Wang, et al. Digital Economy and Carbon Emission Performance: Evidence at China's City Level[J]. *Energy Policy*, 2022, 165: 112927.

Can Digital Transformation Improves the Firms' Carbon Performance?

She Qunzhi^a, Lu Ling^a, Ma Yanbai^b, Fang Kai^c

(a: School of Economics, Zhongnan University of Economics and Law; b: School of Economics and Management, Lanzhou University of Technology; c: School of Public Affairs, Zhejiang University)

Abstract: With the booming development of the digital economy, digital transformation has become a key path for enterprises to enhance their sustainable competitive advantages. In the new stage of development, it is worth conducting in-depth research on whether digitalization of companies can promote their green and low-carbon transformation. This article takes A-share listed companies from 2009 to 2020 as the research sample, and uses a panel data fixed effects model to examine the impact mechanism and peer effect of digital transformation on carbon performance of Chinese companies. The results indicate that digital transformation is significantly positively correlated with corporate carbon performance, and digital transformation of companies is beneficial for improving their carbon performance. This result has significant industry heterogeneity effects, and digital transformation has a more significant role in improving the carbon performance of energy intensive industries. The mechanism analysis reveals that there is a peer effect in the carbon performance of companies in digital transformation, and the carbon performance level of a single company will change in the same direction as the carbon performance level of other companies in the same region and industry. Digital transformation mainly achieves the improvement of firms' carbon performance by promoting green technology innovation and improving production efficiency. These findings aim to encourage companies to accelerate their digital transformation, which has important theoretical and practical significance for companies to reduce carbon emissions and improve carbon performance through digital means, thereby promoting their transition to green and low-carbon.

Keywords: Digital Transformation; Carbon Performance; Peer Group Effect; Green Technology Innovation; Firm Production Efficiency

JEL Classification: L51, Q50

(责任编辑:朱静静)