

数字金融对城市碳全要素生产率的影响研究*

石荣 唐艺婧

内容提要：实现经济增长与碳排放的脱钩，让数字金融赋能以提高碳全要素生产率为主的转型是低碳绿色发展的必经之路和实现高质量发展的必然要求。本文首先基于 NDDF-ML 指数测算了 2011—2019 年中国 256 个地级及以上城市的碳全要素生产率，然后采用非线性双向固定效应模型实证检验数字金融对城市碳全要素生产率的非线性关系。研究发现：数字金融与城市碳全要素生产率存在先抑制、后促进的 U 型关系，在考虑内生性问题和稳健性检验后结论依然成立；渠道检验表明，数字金融可以通过促进绿色技术创新和提高居民消费质量来提高城市碳全要素生产率；调节效应分析表明，金融监管强化和产业结构升级能够强化数字金融对城市碳全要素生产率的促进作用；异质性检验表明，一是东部、中部、西部和东北地区的数字金融平均发展水平梯度递减，并表现出发展潜力和发展阶段的不同特征，二是现阶段数字金融的发展拉大了城市间“数字鸿沟”差距。以上结论为新发展理念下数字金融赋能城市碳减排提供了理论支撑与实践依据。

关键词：数字金融 碳全要素生产率 U 型关系

一、引言

党的二十大报告指出，“要坚持以推动高质量发展为主题，着力提高全要素生产率，推动经济实现质的有效提升和量的合理增长”。全要素生产率是给定单位要素投入组合能够获得的产出（组合），体现了经济单元的生产效率（蔡跃洲和付一夫，2017），能够衡量地区的技术创新活力和综合发展能力。城市是一个开放、动态的复杂系统，推进城市碳减排则是一个多元利益主体共生的复杂过程。以提高碳全要素生产率为主的转型是社会经济主体合作构建城市低碳绿色发展的必经之路。在绿色发展被纳为社会高质量发展的重要指标之一的新发展阶段，用包含碳减排内涵的碳全要素生产率衡量城市绿色发展能力，具有重要研究意义。

金融作为现代经济的血液，对于推进经济结构绿色转型具有决定性作用，数字金融作为数字技术驱动的金融创新，其普惠性、靶向性、科技性、创新性等特征决定了对提高城市碳全要素生产率的重要意义。数字金融泛指传统金融机构与互联网公司利用数字技术实现融资、支付、投资和其他新型金融业务模式（黄益平和黄卓，2018）。数字金融的产生是为了解决传统金融的金融排斥和普惠金融的“商业性”与“普惠性”两难问题（钱海章等，2020）。其一，数字金融的普惠性提高了金融业务触达性、降低了金融服务排斥性，能够通过“涓滴效应”发挥金融功能，刺激经济增长，缩小城乡收入差距（宋晓玲，2017）；其二，数字金融的靶向性能够精准识别传统金融弱势群体，显著降低中小企业融资约束，拓宽融资渠道，更好服务“长尾人群”（万佳彧等，2020）；其三，数字金融的科技性和网络性提高了交易速度和效率，能够减少信息不对称、缓解金融摩擦（黄益平和陶坤玉，2019）；其四，数字金融的创新性能够降低资源错配，通过吸纳转化有效供给来扩大增量以及重塑金融系统商业模式、提高风控能力来优化存量（唐松等，2020），以此提升企业绿色创新能力和城市整体创新活力，激活经济发展新引擎。2021 年《中共中央国务院关于完整准确全面

* 石荣、唐艺婧，宁夏大学经济与管理学院，邮政编码：750021，电子信箱：sr289@163.com，alice5599@163.com。本研究得到教育部人文社会科学研究规划项目(22YJA790075)、宁夏哲学社会科学规划重点项目(22NXAYJ02)和宁夏自然科学基金(2023AAC03110)的资助。

贯彻新发展理念做好碳达峰碳中和工作的意见》指出，要将绿色金融作为“双碳”战略推进的重要抓手，为其提供长期稳定融资支持。《“十四五”国家信息化规划》也明确提出要“完善数字金融基础设施”。在当前全面贯彻新发展理念背景下，如何打通金融市场向实体经济输送“血液”的堵点，增强数字金融对绿色发展“造血”的功能，有效释放数字金融提高城市碳全要素生产率的助推力量，成为政府和社会各界急需解决的一项重大课题。

已有文献表明数字金融分别对劳动、资本、能源等投入要素和经济增长、碳排放等产出要素存在双重效应（徐章星等，2020；王元彬等，2022；Cao et al., 2021），以及对绿色经济效率表现为非线性影响（江红莉和蒋鹏程，2022）。数字金融无序扩张可能激化市场供需矛盾、极化要素错配，有序发展则可以有效利用数字发展红利、释放绿色转型潜力，因此，搞清如何规避数字金融负效应，释放数字金融发展正效应，是本文研究的重点。综上，本文的研究目标是明晰数字金融对城市碳全要素生产率的影响，研究发现，数字金融对城市碳全要素生产率的影响表现为先抑制、后促进的 U 型关系，并主要通过促进绿色技术创新和提高居民消费质量来促进城市碳全要素生产率，且金融监管强化、产业结构升级增强了数字金融发展对碳全要素生产率的正向影响。本文为新发展阶段数字金融如何促进城市碳全要素生产率提供了有力证据。

本文可能的边际贡献在于：（1）从研究内容看，本文研究了数字金融发展对城市碳全要素生产率的影响，深入探讨了数字金融如何激发城市绿色发展活力，明晰了数字金融如何进一步释放数字红利来提高城市碳全要素生产率；揭示了数字金融发展是否受到地理因素制约，分析了数字金融究竟是“普惠”占优还是“鸿沟”主导，为数字金融促进绿色发展相关研究提供了新的思路；（2）从研究视角看，本文基于 NDDF-ML 指数测算了包含能源投入和碳排放非期望产出环境变量的碳全要素生产率，相比径向效率来说，该指标更能真实全面反映我国城市经济和环境发展综合绩效，为验证数字金融提高经济社会绿色发展效率提供了又一例证；（3）从实证设计看，本文通过工具变量法来克服数字金融与碳全要素生产率之间存在的内生性问题，通过分指数回归、异质性分析等来验证本文结论的稳健性，通过绿色技术创新和消费质量提升两条渠道来检验数字金融提高碳全要素生产率的作用机制，并从整体层面出发、于经济主体落脚，探讨了金融监管强化和产业结构升级对数字金融影响碳全要素生产率的调节作用，从数字金融的角度拓展了与城市绿色发展相关的研究，为推进数字金融提高碳全要素生产率提供了理论支撑和实践依据。

二、文献综述

对于数字金融的发展是否会影响环境以及通过何种途径来影响环境的研究是前沿且热门的话题。数字金融发展所带来的环境效应尚不明晰，是否能够通过发展数字金融来提高城市碳全要素生产率还存有争议。

（一）数字金融环境效应的相关研究

面对环境资源趋紧、全球变暖等严峻现实，实现经济增长与环境保护相协调的绿色可持续发展已经成为全球共识（Ma & Zhu, 2022）。金融是现代经济的核心，是实体经济的血脉，数字金融承载了经济转型发展的重要作用，也因此改变了能源消费总量和结构，进而影响碳排放。

关于数字金融发展对碳减排的影响，可分为直接效应和间接效应：一方面，数字金融发展本身会直接影响碳排放。数字金融的核心即通过数字化赋能金融系统，而数字化进程本身会使用大量的计算资源和数据存储设备，并带动大量网络基础设施建设，数据计算和存储会消耗大量电能，数字基础设施建设所需的建材也会直接产生大量碳足迹（Belkhir & Elmeliqi, 2018），像比特币和区块链这种资源密集型产业的结合所造成的温室气体排放已经被全球多个国家所关注并警惕（Truby, 2018），Li et al. (2019) 估算了门罗币（Monero）

仅在中国的电力消耗就可达 30.34 GWh，产生 19.12—19.42 万吨碳排放。不过，数字化通过改变金融系统的业务模式也减少了二氧化碳排放场景。金融业务交易的电子化线上化不仅提高了交易速度，还节约了大量人力物力，降低了线下交易的交通成本、纸张成本等，减少了碳排放（Bachas et al., 2018）。

另一方面，数字金融通过数字化转型扩大金融溢出效应，间接影响碳排放。数字金融激发了经济发展动能，推进了城市化发展进程，而人均 GDP 增长、城市化、能源消费强度提高都是增加碳排放的重要因素（林伯强和刘希颖，2010）。此外，信息通信技术部门通过要求非信息通信技术部门提供碳密集型中间投入，也会间接引致大量碳排放（Zhou et al., 2019）。尽管如此，数字金融仍存在巨大环境改善潜力。首先，数字金融通过促进绿色技术创新、推动能源结构转型等从而降低城市对化石能源的依赖，促进城市低碳转型（Chu et al., 2023）；其次，数字金融还能够优化消费结构、提高居民消费质量，而发展型消费比重增加有利于降低环境污染（赵佳，2021）；再次，数字金融推动绿色商业模式创新进而实现碳减排。例如中国蚂蚁金服集团的“蚂蚁森林”项目，通过线上低碳行为积分化计算个人碳汇，并通过现实中种树实现碳汇转化。又例如德国搜索引擎 Ecosia 将用户浏览行为的经济收益通过种树转化为环境效益，实现了经济与环境的共同受益。以上研究表明，数字金融同时存在减少碳排放的“创造性”和增加碳排放的“破坏性”。数字金融对碳减排的影响很可能存在非线性关系，学者利用省级层面数据（范庆倩和封思贤，2022）、城市和企业层面数据（王元彬等，2022）、制造业层面数据（Yin, 2022）等进行的研究也证实了这个观点。

（二）碳全要素生产率的相关研究

单纯考察数字金融发展对碳排放总量的影响可能会忽视数字金融的低碳特性，因为数字金融发展带来的经济增长本身就会增加碳排放（Lee et al., 2022），特别是对于发展中国家来说，这是经济增长过程的规律之一。仅考察碳排放总量增减会忽视发展中国家通过经济结构转型、技术创新等来提升碳生产率的努力。因此，部分学者拓展了研究变量，包括衡量经济发展与碳排放之间关系的碳强度（Sun et al., 2023）、碳绩效（邓荣荣和张翱翔，2021）、包含环境变量的绿色经济效率（江红莉和蒋鹏程，2022）等综合指标，而后者能够更全面地考察数字金融发展对城市这一复杂经济主体碳减排的综合效果。数据包络分析（DEA）已经被广泛应用于构建能源效率或环境绩效模型，其优点在于作为一种非参数方法，不用对投入和产出之间的关系进行预先假设（Zhou et al., 2008），每个决策单元可以自由选择投入和产出的任何组合，以使其相对效率最大化（Mardani et al., 2017）。方向性距离函数（directional distance function, DDF）作为径向 DEA 距离函数的其中一种形式，由 Chung et al.（1997）提出，并构建了同时考虑期望产出和非期望产出的 Malmquist-Luenberger（ML）指数来测算包含环境要素的全要素生产率。该方法被很多学者加以应用（Färe et al., 2001；涂正革，2008；陈诗一，2010；）。然而，DDF 测算的是按等比例调整期望产出扩张和投入要素、非期望产出缩减的径向效率，当模型存在非零松弛变量时 DDF 会高估环境效率（张宁，2022）。Zhou et al.（2012）正式提出的非径向方向距离函数（non-radial directional distance function, NDDF）提供了改进方案，解决了冗余变量存在情况下的效率测算偏误问题。而后，学者也基于该方法进行了对包括中国火力发电厂全要素碳排放绩效（Zhang & Choi, 2013）、工业行业能源环境效率（林伯强和刘泓汛，2015）、城市碳排放效率（Zhang & Liu, 2022）等的测算。

尽管数字金融对碳排放的影响已成为学界热议话题，却少有文献研究数字金融的发展是否会全方面影响城市整体环境效率，即碳全要素生产率的提升。部分文献做了前沿探索，如余进韬等（2022）利用 Meta-SBM-Luenberger 生产率指数测度 2011—2018 年中国 281 个城市的绿色全要素生产率，考察绿色技术创新和产业结构升级渠道下数字金融对绿色全要

素生产率的影响，认为数字金融发展显著提升了绿色全要素生产率；Zhong et al. (2022) 基于 Super-SBM-DDF-GML 指数测算 2011—2019 年中国 30 个省份的环境全要素生产率，认为数字金融发展抑制了环境全要素生产率的提升，且技术进步的驱动作用让数字金融的抑制作用存在逐渐减弱的非线性特征。

现有研究的效率测算方法各有千秋，所得结论尚不一致，机制考察仍不够全面。首先，采用非径向方法测算的碳全要素生产率规避了径向距离函数要求投入产出要素等比例变动的不现实问题，所得结果更具有现实意义；其次，由于学者们测算方法、指标选择等不同，对于数字金融如何影响城市碳全要素生产率的结论尚存在分歧，需要进一步验证二者的关系；最后，现有文献对机制分析和调节效应的关注角度比较单一，未有从整体层面出发、于经济主体落脚，比较全面地考察数字金融的影响渠道以及对调节效应的分析。鉴于此，本文利用 NDDF-ML 指数法测算中国城市碳全要素生产率，研究数字金融发展对城市碳全要素生产率的非线性影响。下面，本研究通过理论分析说明数字金融如何形成对碳全要素生产率影响的非线性关系。

三、理论分析和研究假设

基于上节分析，本节通过论述数字金融对城市碳全要素生产率的正向和负向两方面影响，提出非线性“U 型”关系假说；从绿色技术创新和消费质量提升角度尝试厘清构成二者关系的影响渠道，并探讨金融监管和产业结构在其中的调节作用。

（一）数字金融对碳全要素生产率的直接影响

数字金融对城市碳全要素生产率的影响是复杂的，数字金融扩张的盲目性和政府金融监管的滞后性抑制了城市碳全要素生产率的提高，数字金融的靶向性、创新性等带来的正向效应又可以为城市碳全要素生产率的提高带来积极作用。

一方面，数字金融存在降低城市碳全要素生产率的负向影响。首先，数字金融发展会直接或间接地增加城市碳排放，阻碍碳全要素生产率的提高。其次，数字金融无序扩张会加剧经济波动。金融稳定是改善环境质量的必要条件 (Shahbaz et al., 2018)，而数字金融发展前期缺乏监管的无序扩张会放大金融摩擦，很可能导致金融系统甚至经济增长的波动性加剧 (蓝天, 2022)。存在金融摩擦的市场表明企业交易成本高启不下，银行信贷通道的政策传递效应减弱，社会信用体系建设欠缺 (战明华等, 2018)，这些不利条件都会放大数字金融对城市碳全要素生产率的负面影响。此外，数字金融发展还可能加剧数字鸿沟现象。根据 Lloyd Morrisett 的定义，数字鸿沟是信息富有和信息贫穷之间的差异。以互联网为代表的新兴信息通讯技术加剧了知识资源配置的不平等 (胡鞍钢和周绍杰, 2002)，造成获得数字红利的“马太效应”，即数字技术可获得性高、数字基础设施建设完善的地区能更好发挥数字金融对碳全要素生产率的促进作用，而数字技术可获得性低的地区，这种促进作用并不明显，从而进一步拉大两地发展差距。这是因为数字金融会进一步挤占“数字贫民”的资源可获得性 (何宗樾等, 2020)，通过降低可支配收入、强化信贷约束等途径抑制低收入家庭的消费，不利于消费结构升级 (杨碧云等, 2023)；对传统生产资本和非研发型劳动力的替代还可能极化劳动收入份额的不平等 (刘洋等, 2023)，加剧劳动力要素资源的错配，对全要素生产率产生显著的负效应 (袁志刚和解栋栋, 2011)。

另一方面，数字金融也具有提升碳全要素生产率的正向影响。毋庸置疑的是，数字金融的发展同时对经济增长和环境产生了重要影响。数字金融是现代经济增长的动力引擎，也是影响能源消费和社会资源分配的关键因素 (刘敏楼等, 2022)。首先，得益于数字金融的发展，基于海量大数据建立更完善的风控体系，金融部门得以定位更精确的贷款人群，实现了贷款群体的扩展和风险控制的分级 (丁宁等, 2020)，提高了资源分配效率。其次，数字金融减少了信息不对称，降低了信贷门槛，缓解了中小微企业融资约束，适配了多元

贷款需求，提供中小微企业更多元的创业机会和发展机会（谢绚丽等，2018），进而提升社会经济发展活力。盘活经济活力是实现绿色技术创新和产业结构升级的重要前提，加之金融市场放宽对绿色企业的倾向性信贷支持，政府加大对绿色债券、绿色基金等金融产品的开放力度，并通过税收补贴等方式增强对绿色行业发展的激励扶持，来共同促进产业结构高级化、合理化、绿色化，突破我国企业在生产链和价值链中的“低端锁定”（胡若痴和张宏磊，2022），形成产业间的协同集聚效应和知识扩散效应，提高劳动生产率，优化资本配置效率（曾艺等，2019），提高能源利用效率（邵帅等，2019），最终提高城市碳全要素生产率。综上，数字金融发展后期对碳全要素生产率的促进作用会超过抑制作用，最终正向提升碳全要素生产率。

因此，基于以上理论分析，本文提出如下研究假说：

假说 1：数字金融对碳全要素生产率的影响存在非线性特征，表现为先抑制、后促进的“U型”关系。

（二）数字金融对碳全要素生产率的间接影响

1.绿色技术创新效应

数字金融拓展了金融触达能力、提高了信息流通能力，提升了绿色创新效率。具体来说，其一，数字金融打破了传统金融藩篱，拓展了金融触达能力（赵军等，2021），能够缓解融资约束，有助于增加对绿色产业的投资，支持低碳技术开发与应用，提高区域绿色创新能力。其二，数字金融推动资源共享和信息流通，能有效刺激绿色技术创新的市场需求。其三，数字金融基于大数据和人工智能学习不断完善风控系统来保障创新资本安全，通过生产附加值更高的个性化产品来激励创新，从而提升绿色技术研发效率和绿色成果转化效率（卢建霖等，2023）。绿色技术创新不仅激发经济增长动能，还在减少环境污染中起到中流砥柱的作用。绿色技术的研发和突破不仅能够创造新的经济增长点，孵化更多创新成果，还能促进资源合理利用、提高技术应用效率，减少生产负外部性，在促进经济增长的同时提高了绿色发展的质量，提高城市碳全要素生产率。

2.消费质量提升效应

消费质量提升涵盖了较为丰富的内涵，它包括消费总量攀升、消费结构升级以及消费模式转变。首先，数字金融发展促进消费总量攀升。数字金融的发展让资源分配更加合理和有效，让受到流动性约束的消费者实现了消费的跨期平滑，释放了更多消费潜力（易行健和周利，2018），从而扩大社会总体消费规模。其次，数字金融服务需求创新促进了消费结构升级。我国数字金融发展主要服务于消费端（郭桂霞和张尧，2022），数字金融业务对于消费结构变化具备较高敏感性。消费结构升级意味着消费需求升级，消费者倾向从满足基本生活需求的商品向更高层次消费品转变（颜建军和冯君怡，2021），这其中就包括绿色环保的高附加值商品。亚马逊商城部分商品上附加“碳标签”就是低碳消费需求升级的一个很好的例子。消费的绿色化倾向能够促进数字金融绿色转型发展，最终提高碳全要素生产率。再次，消费模式转变拉动了环境友好型经济增长，促使加速跨过环境库兹涅茨曲线的“拐点”，实现经济增长和环境改善的“双赢”。Grossman & Krueger（1995）提出了反映污染水平和收入水平关系的环境库兹涅茨曲线，认为经济增长与环境恶化程度呈现先增后减的倒 U 型关系。消费模式的绿色转型、消费者绿色消费意识的提升促进了绿色经济发展，进一步降低生产过程的碳足迹，推动低碳技术进步，提升资源利用效率，最终提高碳全要素生产率。

基于以上理论分析，本文提出如下研究假说：

假说 2：数字金融促进碳全要素生产率主要得益于绿色技术创新和消费质量提升。

（三）数字金融影响碳全要素生产率的调节效应

数字金融对碳全要素生产率的非线性影响还离不开制度条件和市场环境的调节（韩先

锋等，2022），制度条件的完善、市场环境的向好可以为金融服务创造良性竞争的发展平台、为新兴业态树立规范发展的监管规则、为金融创新提供包容开放的市场环境。本文将分别从政府金融监管和产业结构升级两个角度来探讨其对数字金融影响城市碳全要素生产率的调节作用。

1.金融监管

数字金融是传统金融在数字技术赋能下的创新产物，其本质仍然是金融，并没有改变自身金融逻辑和金融行业“风险—收益”的基本内核（唐松等，2020）。新业态在萌芽初期一般存在法律缺失和监管不到位的问题，在数字金融发展初期，由于缺失政府监督和法律监管，行业处于“野蛮生长”状态，大量资本选择周期短、回报快的互联网投资项目，造成资金在虚拟经济中的空转（凌永辉，2023），反而会诱发系统性金融风险、加剧经济社会波动性。金融监管总是存在滞后性，原因在于监管力度难以平衡。新业态创新过程中的合规边界难以界定，管得太严会抑制创新，放得太松又无法及时修正行业过度发展可能存在的风险。另一原因是监管范围存在“盲区”。数字金融的发展创新了金融业务模式，衍生更多场外交易活动，而这种交易通常游离于现有金融监管体系之外；另有科技公司披上金融“外衣”，传统金融监管体系无法及时对其形成有效规制（李文红和蒋则沈，2017）。自深化“放管服”改革以来，政府金融监管的重点落实在事中事后监管，旨在保护市场主体竞争力、提高市场效率，同时更好发挥政府作用。金融监管和金融创新是一个动态博弈、交替上升的过程（宋洋等，2018），适度金融监管能够在不打击市场主体创新积极性的同时提高数字技术赋能金融体系的正向效应。

随着数字金融在经济体量中的比重持续提升，政府对行业、企业的合规管理制度不断完善，数字金融开始朝着规范、有序的正确方向发展，其正面作用开始显现并开始发挥更大效用。政府环境治理措施能够显著促进碳减排已经被众多学者所证实（李玲和陶锋，2012；黄滢等，2016；于连超等，2021），数字技术对金融的渗透和改造领先于其他领域（杨宇焰，2017），政府对金融系统监管政策的动态调节相对其他行业来说也更加灵活和领先。通过实施“绿色量化宽松”“绿色监管”等政策，金融监管可以推动解决与低碳转型相关的一系列经济社会问题（中国人民银行天津分行课题组，2022）。绿色金融具有公共产品或准公共产品性质，并且存在外部性内生不足的问题，所以要靠政府搭建良好制度框架、落实市场主体各方责任、建设环境信息共享平台，来提高绿色金融配置效率（王凤荣和王康仕，2018），最终促进碳全要素生产率的提升。

2.产业结构

经济结构服务化是产业结构升级的主要特征（李虹和邹庆，2018），产业结构升级是社会实现经济可持续增长和绿色可持续发展的必要过程。产业结构升级程度更高的地区通常也是资本和技术密集型产业占优的地区，而这往往也伴随着该地区产业链价值链的增值化、消费需求的多元化和技术创新的绿色化倾向，进而促进数字金融的绿色化转型。产业结构升级通过孵化更多新兴行业和创新企业，扩大了创业企业数量和市场主体容量，拓宽了数字金融服务对象的范围，而数字金融通过提供多元化、差异化贷款，为这些群体创新融资手段、拓宽融资渠道、缓解融资约束，实现了分级管控风险、推动科技进步、改善营商环境，并推动形成各产业协同共促，扩大绿色技术的溢出效应，推动区域整体绿色创新能力提高。产业结构优化带来的“结构红利”可以优化对生产要素的配置（邵帅等，2022），提高产出水平的同时降低碳排放，最终推动城市碳全要素生产率的提高。

基于以上理论分析，本文提出如下研究假说：

假说 3：金融监管强化、产业结构升级能够促进数字金融对城市碳全要素生产率的正向影响，起到正向调节作用。

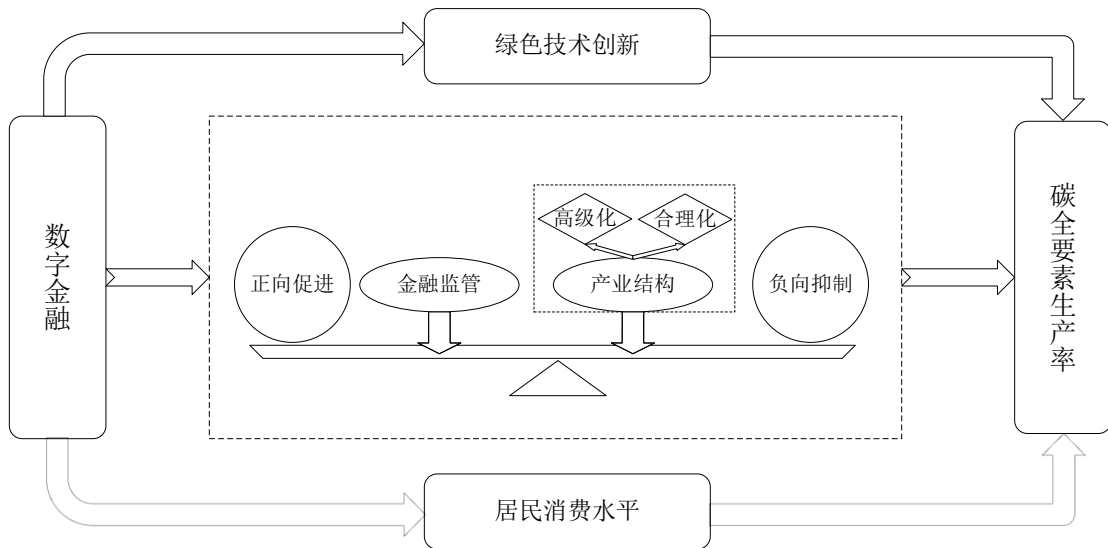


图1 数字金融影响城市碳全要素生产率机制图

四、实证研究设计

本文的目标是通过实证检验数字金融的发展是否对城市碳全要素生产率的影响呈现先抑制、后促进的 U 型关系。本研究计划通过非线性双向固定效应模型，借助 NDDF-ML 指数城市测算碳全要素生产率，同时使用北京大学普惠金融指数衡量数字金融发展水平。本部分介绍本文的数据来源、变量定义和实证模型。

（一）数据来源

本文用“北京大学数字普惠金融指数”衡量城市数字金融发展水平，该指数第四期数据更新到 2021 年，时间跨度为 2011—2021 年。所用碳排放数据来自中国碳核算数据库（CEADs）中的中国城市碳排放清单，该清单测算了 1997—2019 年中国 290 个城市碳排放量。因此综合以上两个数据集，本文核心变量部分使用 2011—2019 年时间跨度作为样本。其余数据来自《中国城市统计年鉴》、各省（市、区）统计年鉴、国泰安（CSMAR）数据库以及 EPS 数据库。对于数据的处理，除港澳台外，本文还删除了缺失值过多的西藏自治区数据；为降低离散程度，对部分指标进行了取自然对数处理，并对部分缺失值采用线性插值法进行补充，最终整理成 2011—2019 年的 256 个城市共 2288 个样本数据。

（二）变量定义

1. 被解释变量

选择城市层面碳全要素生产率作为被解释变量。基于 NDDF-ML 指数计算包含多种投入以及期望和非期望产出的碳全要素生产率。参考郭家堂和骆品亮（2016）、杨慧梅和江璐（2016），将劳动（L）、资本（K）、能源投入（E）作为投入要素，将地区生产总值（GDP）作为期望产出，碳排放量（C）作为非期望产出。碳全要素生产率的衡量要求在增加期望产出的同时，减少投入和非期望产出，因此参考 Zhang & Liu（2022），设定方向向量为 $g = (Y, -C, -L, -K, -E)$ 。由于非参数 DEA 模型没有具体的函数形式，因此要对期望产出、非期望产出和投入要素进行权重赋值。其中投入要素由劳动、资本和能源三种要素组成，进一步对这三种要素分配相同权重，主要原因在于，在没有其他先验信息的前提下，在全要素指标的构建中，将各种投入产出要素进行均等对待是比较合理的做法（林伯强和刘泓汛，2015）。最终将权重向量设定为 $(1/3, 1/3, 1/9, 1/9, 1/9)$ ，基于以上设定求解各

NDDF，进而根据 Malmquist-Luenberger 生产率指标形式，求解城市碳全要素生产率。测算城市碳全要素生产率所需的投入变量和产出变量及其数据来源如下：

投入指标。劳动投入（L）以城市全体从业人数作为代理变量，包括单位从业人员数、城镇私营和个体从业人员数。资本投入（K）以城市层面资本存量作为代理变量。参考张军等人（2004）计算省级资本存量的方法，采用永续盘存法计算各城市资本存量。在永续盘存法下，基期选择的越早，基期资本存量估计的误差对后续年份的影响就会越小。因此，以 1997 年为基期，用 1997 年固定资产投资总额作为分子除以折旧率与 1997—2019 年固定资产投资形成的平均增长率之和来估算 1997 年的资本存量，1997 年以后的资本存量通过城市固定资产投资总额^①由永续盘存法计算（余泳泽等，2019）。2017 年及以后，各省市统计年鉴只公布城市固定资产投资增长速度（上年=100），依据该数据进行计算得到当年固定资产投资额^②。在折旧率上，采用张军等（2004）使用的 9.6% 折旧率。

利用永续盘存法计算资本存量的公式为： $K_{it} = \frac{I_{it}}{P_{it}} + (1 - \delta) K_{i,t-1}$ 。

其中， K_{it} 为城市 i 在 t 期的资本存量，具体取决于基期资本存量 K_0 、折旧率 δ 、固定资产投资 I_{it} 和价格指数 P_{it} 。

计算基期资本存量的公式为： $K_0 = \frac{I_0}{\delta + g}$ 。

其中， K_0 是基期资本存量， I_0 是基期城市固定资产投资总额， δ 是折旧率， g 是 1997—2019 年固定资产投资平均增长率。能源投入（E）以全市全年用电量作为代理指标（杨灵等，2023）。

产出指标。期望产出（GDP）以各城市地区生产总值作为代理变量。具体的，先计算城市所在省份的 GDP 平减指数，然后对各城市 GDP 按 2010 年不变价进行了平减处理。非期望产出（C）以碳排放量作为代理变量。

图 2 展示了经测算得到的 2011 和 2019 年中国城市碳全要素生产率的时空分异格局。基于 2011、2019 年的城市碳全要素生产率数据，剖析其空间分布特征。总体来看，样本城市中近年来碳全要素生产率有升有降，多数城市稳中有升，少数城市存在回落现象，整体上呈现“东部和中部高，西部和东北低”的空间分布和演变格局。大部分碳全要素生产率中等和偏上水平的城市都聚集在胡焕庸线以东区域，地区差距进一步拉大，地区绿色发展表现进一步失衡。

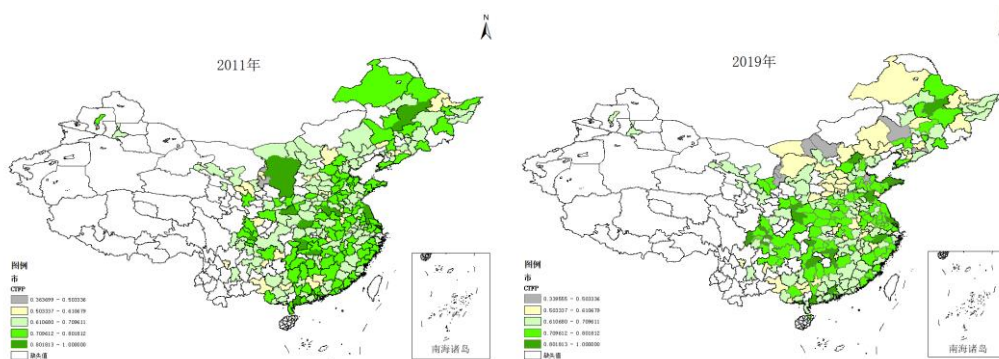


图 2 2011、2019 年中国城市碳全要素生产率时空分布^③

^① 2016 年后，《中国城市统计年鉴》不再公布各城市全社会固定资产投资总额数据，故 2017—2019 年的相关数据通过各省（区、市）统计年鉴获得。

^② 福建、贵州、黑龙江、河北、内蒙古、宁夏六个省份的部分年份缺失各地级市投资增长率指标，故用省级固定资产投资指数分别乘以去年各市固定资产投资额来代替。

^③ 该图基于自然资源部地图技术审查中心标准地图（审图号为 GS(2016)2933 号）绘制，底图边界无修改。

2.核心解释变量

本文使用城市层面“北京大学数字普惠金融指数”第四期数据来衡量全国各个城市数字金融发展水平。该指数涵盖中国内地 31 个省份、337 个地级以上城市和约 2800 个县市，其中城市级指数时间跨度为 2011—2021 年，其编制基于蚂蚁金服交易大数据，对于衡量中国数字金融发展水平具有很强的代表性和可靠性。除数字金融发展总指数外，该指数还包括覆盖广度、使用深度和数字化程度三个分指标，其中使用深度还包含支付、信贷、保险、信用等业务分类指数，能够多维度、多方面科学全面概括中国数字金融发展现状、预测发展趋势（郭峰等，2020）。由于数字金融指数和其他变量在量纲上差异较大，本文参考余进韬等（2022）、周亚虹等（2023）的做法，将数字金融指数及其子维度均除以 100 作为原始数据。

3.其他变量

控制变量。参考 Zhang & Liu（2022）、邓荣荣和张翱翔（2021）等的研究，选择了以下可能影响城市碳全要素生产率的控制变量。（1）经济发展水平。城市经济发展水平对该城市减碳能力和自主减碳意愿都有一定关系。采用人均地区生产总值的自然对数衡量。（2）人力资本。人力资源禀赋决定地区发展潜力，高学历和高技术人才聚集的地区拥有更强的研发能力，更容易实现碳全要素生产率的提高。使用普通高等在校学生占年末总人口的百分比衡量。（3）创业水平。城市创业活力可能影响资源利用能力和生产要素使用效率，从而影响城市全要素生产率。采用地区城镇私营和个体从业人数占年末总人口数的比值作为代理变量。（4）工业化水平。城市工业化发展程度影响劳动、资本、能源等要素资源配置效率以及碳排放量，进而影响城市碳全要素生产率。选择第二产业增加值占地区生产总值的比值作为代理变量。（5）碳汇水平。碳汇存量被认为是影响碳排放量的重要因素，用建成区绿化覆盖率的自然对数来衡量。（6）金融发展水平。对传统金融发展水平的控制有利于剥离数字金融影响碳全要素生产率的净效应（王元彬等，2022），用金融从业人员占年末总人口的百分比衡量。

渠道变量。绿色技术创新用该城市当年获得的绿色实用新型数量的对数作为代理变量，消费规模参考杜传忠和张远（2020）用人均社会消费品零售总额作为代理变量。消费结构根据石明明等人（2019）的测算结果，基于支出弹性进行分类，将居住支出、交通通信支出和其他用品及服务支出作为消费升级支出，用此类支出占居民消费总支出的比值作为消费升级的代理变量。

调节变量。参考杨慧梅和江璐（2021），用第三产业增加值占地区生产总值的比值来衡量产业结构高级化，参考余进韬等（2022）用泰尔指数来衡量产业结构合理化。具体的，泰尔指数测算公式为：

$$Theil_{it} = \sum_{m=1}^3 y_{imt} \ln\left(\frac{y_{imt}}{l_{imt}}\right), \quad m = 1, 2, 3$$

其中， y_{imt} 表示 i 城市 m 产业 t 时期的产业增加值占地区生产总值的比重， l_{imt} 表示 i 城市 m 产业 t 时期从业人员占总就业人员的比重；产业结构的泰尔指数越偏离 0，说明产业结构越不合理，因此，将产业结构合理化表示为泰尔指数的倒数，即：

$$struhl_{it} = \frac{1}{Theil_{it}}$$

$struhl_{it}$ 值越大，说明产业结构合理化程度越高。

表 1 展示了主要变量的描述性统计情况。

表 1 各变量描述性统计

变量		平均值	标准差	最小值	最大值	观测数
被解释变量	碳全要素生产率	0.710	0.081	0.452	1.000	2288
核心解释变量	数字金融发展水平	1.670	0.653	0.353	2.854	2288

控制变量	经济发展水平	10.770	0.561	9.553	12.070	2288
	人力资本	1.971	2.491	0.000	11.760	2288
	创业水平	0.147	0.130	0.018	0.724	2232
	工业化水平	0.471	0.103	0.187	0.722	2287
	碳汇水平	0.521	1.100	-2.301	3.166	2251
	金融发展水平	0.463	0.365	0.093	2.305	2288
渠道变量	绿色技术创新	2.663	1.708	0.000	7.028	2111
	消费规模	2.215	1.915	0.000	16.600	2286
	消费结构	0.371	0.028	0.311	0.508	1779
调节变量	产业结构高级化	0.434	0.864	0.000	41.390	2285
	产业结构合理化	0.259	2.048	-0.011	67.280	2224

(三) 实证模型

为检验中国数字金融发展对城市碳全要素生产率影响的 U 型关系，本文加入数字金融二次项，构建了考虑时间和个体固定效应的非线性双向固定效应模型来检验本文理论分析中的假说 1：

$$CTFP_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 DF_{it} + \alpha_2 DF_{it}^2 + \sum_{n=1}^6 \theta_n X_{int} + \mu_i + \nu_t + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

$CTFP_{it}$ 为 t 年 i 城市碳全要素生产率； DF_{it} 为数字金融发展水平； X_{int} 为影响城市碳全要素生产率的其他控制变量； μ_i 是城市个体固定效应， ν_t 是年份固定效应， ε_{it} 是随机扰动项。标准误均聚类到城市层面。本文主要关注系数 α_1 和 α_2 ，其能体现数字金融与城市碳全要素生产率的关系。

前述理论分析认为绿色技术创新效应和消费质量提升效应是数字金融影响碳全要素生产率的两种渠道，因此本文参考王碧珺和高恺琳（2023），通过以下计量模型进行渠道检验，验证假说 2：

$$channel_{it} = \eta_0 + \eta_1 DF_{it} + \eta_2 + \sum_{n=1}^6 \theta_n X_{int} + \mu_i + \nu_t + \varepsilon_{it} \quad (2)$$

其中， $channel_{it}$ 为渠道变量，分别表示绿色技术创新、消费规模和消费升级，其他变量定义同式（1）。

在分析调节效应时，本文讨论了金融监管强化和产业结构升级对数字金融影响城市碳全要素生产率的调节作用。为此构建包含数字金融及其二次项与调节变量交乘项的模型来验证假说 3：

$$CTFP_{it} = \beta_0 + \beta_1 DF_{it} + \beta_2 DF_{it}^2 + \beta_3 DF_{it} \times M_{it} + \beta_4 DF_{it}^2 \times M_{it} + \beta_5 M_{it} + \sum_{n=1}^6 \theta_n X_{int} + \mu_i + \nu_t + \varepsilon_{it} \quad (3)$$

其中， M_{it} 为调节变量，表示金融监管和产业结构，其中产业结构包括产业结构高级化和合理化。

参考朱丹和周守华（2018）以及 Haans et al.（2016），在判断非线性模型调节效应时，从曲线形状和拐点两个方面分别阐述调节效应的效果。从曲线形状来看，若二次项系数与调节变量的交乘项系数 β_4 大于 0，则 U 型曲线更陡峭， β_4 小于 0，则 U 型曲线更平缓；从拐点来看，若 $(\beta_1\beta_4 - \beta_2\beta_3)$ 小于 0，则 U 型曲线的拐点左移， $(\beta_1\beta_4 - \beta_2\beta_3)$ 大于 0，则 U 型曲线的拐点右移。本文主要关注交互项系数 β_4 以及拐点判别式 $(\beta_1\beta_4 - \beta_2\beta_3)$ ，即金融监管强度和产业结构变化是否会影响曲线形状和移动拐点位置，调节数字金融对城市碳全要素生产率的影响。

五、实证结果分析

(一) 基准回归结果

首先检验数字金融对碳全要素生产率的直接影响。表 2 报告了数字金融影响城市碳全

要素生产率的基准回归结果和 U 检验结果。在二次项显著的基础上，如果 U 检验计算出的极值点在数据范围内，结果中的 Slope 区间包含负值，并能够在 5% 的显著性水平上拒绝原假设，则能得出 U 型结论。列（1）仅加入核心解释变量及其二次项，结果表明，在没有加入控制变量，仅控制城市固定效应和时间固定效应情况下，数字金融一次项系数在 5% 水平下显著为负，二次项系数在 1% 水平上显著为正，并通过了 U 检验，表明数字金融和碳全要素生产率存在显著 U 型关系。第（2）—（4）列分别展示了加入经济发展水平、人力资本、创业水平、工业化水平、碳汇水平和金融发展水平六个控制变量且不控制城市固定效应、控制年份固定效应和同时控制城市和年份双向固定效应的结果，结果表明在控制双向固定效应后，数字金融一次项系数在 1% 水平下显著为负，二次项系数在 1% 水平上显著为正且同样通过 U 检验，由此验证了数字金融与碳全要素生产率的 U 型关系。这表明在数字金融发展初期，数字金融发展抑制了碳全要素生产率，当数字金融发展水平达到一个临界值后（U 检验结果表明该临界值为 1.912），数字金融发展促进了碳全要素生产率。

表 2 基准回归结果

变量	(1) CFTP	(2) CFTP	(3) CFTP	(4) CFTP
<i>DF</i>	-0.110** (0.044)	-0.023** (0.010)	-0.063* (0.036)	-0.138*** (0.036)
<i>DF</i> ²	0.034*** (0.008)	0.003 (0.003)	0.013* (0.008)	0.036*** (0.007)
经济发展水平		0.130*** (0.005)	0.136*** (0.013)	0.057*** (0.009)
人力资本		-0.001** (0.001)	-0.002 (0.002)	0.004 (0.003)
创业水平		-0.053*** (0.014)	-0.059 (0.040)	-0.308*** (0.031)
工业化水平		-0.046*** (0.017)	-0.060 (0.040)	0.099** (0.049)
碳汇水平		-0.069*** (0.002)	-0.070*** (0.005)	-0.050*** (0.005)
金融发展水平		0.055*** (0.006)	0.053*** (0.017)	0.008 (0.009)
常数项	0.783*** (0.056)	-0.616*** (0.042)	-0.641*** (0.109)	0.226** (0.095)
样本量	2286	2197	2197	2195
调整 <i>R</i> ²	0.775	0.450	0.470	0.856
控制变量	否	是	是	是
城市固定效应	是	否	否	是
年份固定效应	是	否	是	是
U 检验	Extreme point	1.596	-	1.912
	Interval	(0.353, 2.854)	-	(0.353, 2.854)
	Slope	(-0.086, 0.087)	-	(-0.054, 0.009)
	结论	U 型	-	U 型

注：***、**、* 分别表示在 1%、5% 和 10% 的水平下显著，括号内数值为城市层面的聚类稳健标准误。下同。

（二）内生性问题

在实证检验中可能出现遗漏变量和反向因果等内生性问题，对于前者的解决办法是尽可能寻找控制变量来剥离数字金融影响城市碳全要素生产率的净效应，并引入城市和年份固定效应；对于后者的解决办法是寻找合适的工具变量，采用两阶段最小二乘法来解决。为了避免出现“碳全要素生产率高的城市数字金融发展程度也越高”这一反向因果可能导致的内生性问题，构建了如下工具变量：首先，参考易行健和周利（2018），本文构建了类似“Bartik instrument”思想的工具变量，即滞后一阶的普惠金融指数 $DF_{i,t-1}$ 与普惠金融指数在时间上的一阶差分 $\Delta DF_{t,t-1}$ 的乘积：

$$IV_{i,it} = DF_{i,t-1} \times \Delta DF_{t,t-1}$$

选择该工具变量的原因在于，第一，北京大学数字普惠金融指数的构建包含 337 个地级市，数字普惠金融指数不会明显受到某个地级市碳排放量的影响，数字普惠金融指数的变化对单个城市来说是相对外生的；第二，虽然除了数字金融以外的其他因素冲击可能导致估计偏误，但只要该因素冲击没有重要到与整个国家的数字金融发展显著相关，Bartik instrument 就是有效的。

本文的第二个工具变量是各城市到杭州市的距离，由傅秋子和黄益平（2018）首次提出。选择该工具变量的原因在于，数字金融的发展受城市间交流和交易成本的影响，所以地理空间因素仍然在相当程度上影响了数字金融发展，但又不会直接影响城市碳全要素生产率。数字普惠金融指数的交易数据来自蚂蚁金服集团，该企业总部位于杭州，因此将各城市到杭州的球面距离作为数字金融的工具变量具有可行性。此外，由于该地理距离为截面数据，不适合作为面板数据的工具变量，因此参考廖珍珍和茹少峰（2022），将各城市与杭州市距离与数字金融滞后一期的交乘项作为该城市数字金融的工具变量：

$$IV_{2,it} = distance_i \times DF_{i,t-1}$$

本文的第三个工具变量是全国互联网普及率增长率与滞后一期数字普惠金融指数的交乘项。参考 Li et al.（2022），互联网发展水平越高说明数字基础设施越完善，能够为数字金融的发展提供技术支持和发展环境，且城市碳全要素生产率水平是一个综合指标，不会直接受到互联网普及率的影响。全国互联网普及率数据来源于《中国互联网络发展状况统计报告》。

$$IV_{3,it} = internet_i \times DF_{i,t-1}$$

第一阶段回归结果如表 3 所示。三个工具变量与解释变量均具有高度正相关性，其 F 值均大于 10，满足工具变量法的基本前提假设。

表 3 2SLS 第一阶段回归结果

变量	(1) IV_1		(2) IV_2		(3) IV_3	
	DF	DF ²	DF	DF ²	DF	DF ²
IV	0.205*** (0.025)	-1.468*** (0.134)	-0.039** (0.017)	-1.315*** (0.100)	5.078*** (1.238)	-54.830*** (5.248)
IV ²	0.017*** (0.002)	0.337*** (0.020)	0.003 (0.005)	0.358*** (0.031)	0.400** (0.199)	22.996*** (0.958)
控制变量	是		是		是	
城市固定效应	是		是		是	
年份固定效应	是		是		是	
样本量	1945		1945		1945	
第一阶段F值	132.71	143.76	17.90	90.98	48.93	346.53

第二阶段估计结果如表 4 所示。在不可识别检验中，Kleibergen-Paap rk 的 LM 统计量 p 值均为 0.000，显著拒绝原假设；在工具变量弱识别检验中，Kleibergen-Paap rk 的 Wald F 统计量大于 Stock-Yogo 弱识别检验 10%水平上的临界值。总体而言，以上检验说明了选取前述三个指标作为数字金融工具变量的合理性。三个工具变量的回归结果都表明数字金融与城市碳全要素生产率之间呈现 U 型关系，与基准回归一致，本文的核心结论在考虑了内生性问题后依然稳健。

表 4 工具变量回归结果

变量	(1) IV_1	(2) IV_2	(3) IV_3
DF	-0.170*** (0.036)	-0.214* (0.127)	-0.282*** (0.095)
DF ²	0.043*** (0.006)	0.034*** (0.010)	0.047*** (0.007)
样本量	1945	1945	1945
调整 R ²	0.455	0.444	0.443

控制变量	是	是	是
城市固定效应	是	是	是
年份固定效应	是	是	是

(三) 数字金融子指标分解

利用数字金融发展的子指标进行稳健性检验，既能够对前述结果予以论证，同时还可以识别数字金融发展的不同维度对城市碳全要素生产率的差异化影响（王军等，2022）。将数字金融发展分解为覆盖广度、使用深度以及使用深度的保险、信用子指标。表 5 报告了用数字金融子指标进行回归分析的结果。

首先，列（1）和列（2）分别是覆盖广度（cov）和使用深度（usa）作为解释变量的回归结果。数字金融覆盖广度和使用深度对碳全要素生产率的影响与数字金融总指数一致，其一次项系数均在 5%水平下显著为负，其二次项系数均在 1%水平下显著为正，且均通过 U 检验，验证了数字金融覆盖广度和使用深度与城市碳全要素生产率的 U 型关系。覆盖广度体现数字金融发展规模，前期数字金融发展的规模效应尚未显现，数字金融对碳全要素生产率的抑制作用大于促进作用，后期则相反；使用深度反映的是城市实际使用数字金融服务的总量和活跃度（郭峰等，2020），说明数字金融活力需要积累到一定程度后才能显著促进碳全要素生产率。第（3）列结果显示保险（ins）作为解释变量时其一次项在 1%水平下显著为负，其二次项系数在 1%水平下显著为正，且通过了 U 检验；第（4）列结果显示信用（credit）作为解释变量时其一次项系数在 5%水平下显著为负，其二次项系数在 1%水平下显著为正，且通过了 U 检验。数字金融指数的各个分指标作为数字金融发展成果辐射社会的核心指标，能够在很大程度上契合数字金融发展轨迹，也就能在多数情况下保持对城市碳全要素生产率影响的一致性，也再次验证了本文核心结论的稳健性。

表 5 数字金融指数分指标回归结果

变量	(1) 覆盖广度	(2) 使用深度	(3) 保险	(4) 信用	
cov	-0.078** (0.032)				
cov ²	0.028*** (0.005)				
usa		-0.041** (0.020)			
usa ²		0.015*** (0.005)			
ins			-0.024*** (0.009)		
ins ²			0.003*** (0.001)		
credit				-0.041** (0.021)	
credit ²				0.030*** (0.010)	
样本量	2195	2195	2195	2191	
调整 R ²	0.857	0.852	0.851	0.851	
控制变量	是	是	是	是	
城市固定效应	是	是	是	是	
年份固定效应	是	是	是	是	
U 检验	Extreme point	1.412	1.318	3.746	0.685
	Interval	(0.019, 3.109)	(0.125, 3.320)	(0.000, 7.306)	(-0.129, 1.962)
	Slope	(-0.077, 0.094)	(-0.037, 0.062)	(-0.024, 0.023)	(-0.049, 0.077)
	结论	U型	U型	U型	U型

(四) 渠道检验

前述理论分析认为数字金融可能会通过促进绿色技术创新和提高居民消费质量两种途径影响碳全要素生产率，为验证这种影响渠道是否存在，本文通过式（2）中的计量模型来

检验以上两种影响渠道。表 6 第 (1) 列汇报了数字金融对绿色技术创新的估计结果，数字金融对绿色技术创新的系数为正，且在 1%水平上显著。这一结果验证了假说 2，揭示了数字金融发展对城市碳全要素生产率影响的绿色技术创新渠道，深化了对数字金融作用机制的理解。数字金融创新了融资方式、拓展了融资渠道、扩大了融资规模，为高投入高风险的研发提供长期稳定资金支持，极大促进了绿色低碳技术成果的创造，进而提高绿色产出、降低碳排放，以此来提高碳全要素生产率。

表 6 第 (2) 列汇报了数字金融对消费规模的估计结果，数字金融对消费规模的系数为正，且在 1%水平上显著。表 6 第 (3) 列汇报了数字金融对消费结构的估计结果，数字金融对消费结构的系数为正，且在 1%水平上显著。这一结果验证了假说 2，数字金融发展缓解了居民流动性约束，提高居民支付便利性，还能实现居民财富增值（江红莉和蒋鹏程，2020），从而扩大消费规模，促进消费结构升级。消费模式转变拉动了环境友好型经济增长，实现经济增长和环境改善的“双赢”，最终提高碳全要素生产率。

表 6 渠道检验回归结果

变量	(1) 绿色技术创新	(2) 消费规模	(3) 消费结构
<i>DF</i>	1.040*** (0.290)	1.767*** (0.325)	0.030*** (0.007)
样本量	2033	2195	1695
调整 R^2	0.931	0.958	0.941
控制变量	是	是	是
城市固定效应	是	是	是
年份固定效应	是	是	是

(五) 调节效应分析

前述理论分析从金融监管和产业结构视角，分析了其对数字金融影响城市碳全要素生产率的调节效应。为验证假说 3，本文进行了如下调节效应检验，回归结果如表 7 所示。

1. 金融监管

2015 年 7 月中国人民银行发布《关于促进互联网金融健康发展的指导意见》，标志着国家层面对互联网金融监管的重视，政府开始引导互联网金融规范有序发展，因此 2015 年通常被认为是“互联网金融监管元年”。数字金融作为互联网金融的前身（王小燕等，2019），其发展轨迹也必定受到影响。因此参考黄锐等（2021）、王小燕等（2019）的研究，将 2015 年作为互联网金融监管元年设置“0—1”虚拟变量，即 2015 年之前金融监管赋值为 0，2015 年及以后金融监管赋值为 1。

表 7 第 (1) 列展示了金融监管强化对数字金融影响城市碳全要素生产率的调节效应结果。数字金融二次项与金融监管交乘项的系数 β_4 在 5%水平下显著大于 0，且拐点判别式 $(\beta_1\beta_4 - \beta_2\beta_3)$ 小于 0，即金融监管强化使得 U 型曲线更加陡峭，并使曲线拐点向左移动，说明政府金融监管强化正向调节了数字金融对城市碳全要素生产率的促进作用，并且加快了数字金融“触底点”的到来，加速了数字金融发挥正向效用的进程。

2. 产业结构

产业结构的衡量包括产业结构高级化和产业结构合理化。表 7 第 (2) 列展示了产业结构高级化对数字金融影响城市碳全要素生产率的调节效应结果。数字金融二次项与产业结构高级化交乘项的系数 β_4 在 1%水平下显著大于 0，且拐点判别式 $(\beta_1\beta_4 - \beta_2\beta_3)$ 小于 0，即产业结构高级化使得 U 型曲线更加陡峭，并使曲线拐点向左移动，说明提高经济社会第三产业比重同样正向调节了数字金融对城市碳全要素生产率的促进作用，并且加快了数字金融“触底点”的到来，加速了数字金融发挥正向效用的进程。第三产业是“服务型产业”，具有附加值高、产业链价值链长等特点，其占比的提高有助于数字金融更好地发挥资源配置功能升级、风险和成本降级等功能，促进城市碳全要素生产率的提高。表 7 第 (3) 列展

示了产业结构合理化对数字金融影响城市碳全要素生产率的调节效应结果。结果显示产业结构合理化程度提高并不能显著调节数字金融对城市碳全要素生产率的影响，可能的原因是利用泰尔指数衡量的产业结构合理化体现的是产业间发展的不平等程度，该指数强调产业发展平衡性，也就削弱了第三产业发展调节数字金融对碳全要素生产率影响的正向效应。

表 7 调节效应回归结果

变量	(1) 金融监管	(2) 产业结构高级化	(3) 产业结构合理化
DF	-0.064 (0.047)	-0.083** (0.042)	-0.131*** (0.037)
DF^2	0.005 (0.012)	0.021** (0.008)	0.035*** (0.007)
$DF \times$ 金融监管	-0.095 (0.064)		
$DF^2 \times$ 金融监管	0.038** (0.018)		
$DF \times$ 高级化		-0.147* (0.080)	
$DF^2 \times$ 高级化		0.070*** (0.024)	
$DF \times$ 合理化			0.007 (0.011)
$DF^2 \times$ 合理化			-0.001 (0.002)
样本量	2195	2193	2134
调整 R^2	0.857	0.860	0.855
控制变量	是	是	是
城市固定效应	是	是	是
年份固定效应	是	是	是
β_4	0.038**	0.070***	不显著
$(\beta_1\beta_4 - \beta_2\beta_3)$	< 0	< 0	< 0

(六) 异质性分析

本文将从地理区位差异和数字鸿沟差距两个方面考察数字金融对碳全要素生产率的影响的异质性。

首先，根据 2011 和 2019 年中国城市碳全要素生产率的时空分异格局图可以看出，东北地区的碳全要素生产率总体较低且随着时间推进呈现持续降低趋势。数字金融的发展仍然存在很强的空间特征，原因在于其发展仍然依赖实体经济和传统金融，其业务的推广也受到地理因素的影响（郭峰，2017）。因此，本文将样本城市归为东部、中部、西部和东北地区^①，来考察不同地区数字金融对碳全要素生产率影响的差异性。

其次，本文还从社会层面对数字技术接入鸿沟进行分析，来探讨数字金融发展是否会加剧“数字鸿沟”现象。正如理论分析中所述，数字金融会进一步挤占“数字贫民”的资源可获得性，而拉开数字鸿沟差距的第一道门槛便是使得互联网得以连接的数字基础设施，因此，本文参考 Chu et al. (2023)，数字技术接入能力差异用互联网普及率高低来衡量。具体的，根据样本城市每年互联网普及率的平均值将其分为高数字技术接入能力和低数字技术接入能力两组，分别进行回归。

表 8 报告了不同地区数字金融对城市碳全要素生产率影响的差异性。结果表明，在东部、中部和西部地区，数字金融对城市碳全要素生产率的影响均显著表现为 U 型关系，体现在数字金融一次项系数显著为负，数字金融二次项系数显著为正且均通过 U 检验，且在三个地区中，东部地区的数字金融平均发展水平最高，极值点最小，说明东部地区具有相

^①划分原则参照国家统计局公布的相应标准，其中东部地区包括北京、天津、河北、上海、江苏、浙江、福建、山东、广东和海南 10 省（市）；中部地区包括山西、安徽、江西、河南、湖北和湖南 6 省；西部地区包括内蒙古、广西、重庆、四川、贵州、云南、西藏、陕西、甘肃、青海、宁夏和新疆 12 省（区、市）；东北地区包括辽宁、吉林和黑龙江 3 省。

比之下最高的数字金融发展活力和转型潜力，能够最先实现数字金融促进城市碳全要素生产率提高的正效应。此外，东北地区的数字金融对城市碳全要素生产率不具有显著影响，东北地区数字金融发展相对比较缓慢，数字金融的效应尚未发挥。从数字金融平均值在东部、中部、西部和东北依次递减四阶梯度特征可以得知，数字金融在不同地区处于不同发展阶段，表现出不同的对城市碳全要素生产率的影响效应。

表 8 区域异质性检验回归结果

变量	(1) 东部	(2) 中部	(3) 西部	(4) 东北
<i>DF</i>	-0.152** (0.069)	-0.155*** (0.058)	-0.123* (0.065)	-0.104 (0.065)
<i>DF</i> ²	0.039*** (0.013)	0.038*** (0.012)	0.033** (0.014)	0.025 (0.015)
<i>DF</i> 平均值	1.799	1.635	1.593	1.575
样本量	735	642	586	232
调整 <i>R</i> ²	0.825	0.911	0.864	0.918
控制变量	是	是	是	是
城市固定效应	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是
U 检验	Extreme point	1.920	2.056	1.879
	Interval	(0.353, 2.854)	(0.353, 2.854)	(0.353, 2.854)
	Slope	(-0.124, 0.074)	(-0.128, 0.060)	(-0.100, 0.064)
	结论	U型	U型	U型

表 9 报告了数字技术接入程度不同情况下数字金融对城市碳全要素生产率影响的差异性。实证结果表明，数字金融发展加剧了“数字鸿沟”现象，体现在数字技术接入程度更高的地区，数字金融发展对城市碳全要素生产率的影响表现出显著 U 型关系，而对于数字技术接入程度低的地区，数字金融对城市碳全要素生产率没有显著影响。说明数字基础设施完善的地区能更好发挥数字金融对城市碳全要素生产率的促进作用，却在数字基础设施不完善的地区发挥作用不明显。

表 9 数字技术接入异质性检验回归结果

变量	(1) 高数字技术接入	(2) 低数字技术接入
<i>DF</i>	-0.160*** (0.042)	-0.008 (0.050)
<i>DF</i> ²	0.043*** (0.008)	0.001 (0.012)
样本量	1122	1073
调整 <i>R</i> ²	0.872	0.861
控制变量	是	是
城市固定效应	是	是
年份固定效应	是	是
U 检验	Extreme point	1.866
	Interval	(0.353, 2.854)
	Slope	(-0.163, 0.066)
	结论	U型

六、主要结论与建议

数字金融的发展极大激发了经济运行活力，推动社会走向绿色、创新、高质量、可持续的健康发展轨道。数字金融何以提高碳全要素生产率是一个值得关注的话题。基于此，本文利用北京大学数字普惠金融指数，以 2011—2019 年中国 256 个地级及以上城市为研究样本，通过 NDDF-ML 指数测算城市碳全要素生产率，实证研究数字金融发展对城市碳全要素生产率的影响。研究发现：一是数字金融对碳全要素生产率的影响表现为先抑制、后

促进的 U 型关系，数字金融发展初期的无序扩张抑制了碳全要素生产率，后期有序发展促进了碳全要素生产率，并通过工具变量、分指标回归等方法对基准回归结果进行了一系列稳健性检验，证明本文结论具有较强稳健性。二是渠道检验结果表明，数字金融促进碳全要素生产率主要得益于促进绿色技术创新、提高消费规模和优化消费结构。三是调节效应分析表明，金融监管强化、产业结构高级化能够增强数字金融对碳全要素生产率的促进作用，加速数字金融跨越“触底点”、发挥正向作用的进程。四是异质性分析表明，其一，数字金融具有地理区位异质性特征，东部、中部、西部和东北地区的数字金融平均发展水平依次递减，且东部、中部和西部地区数字金融与城市碳全要素生产率呈现 U 型关系，而东北地区数字金融对城市碳全要素生产率的影响并不显著；其二，数字金融的发展加剧了“数字鸿沟”现象，表现在数字技术接入程度高的城市中，数字金融对碳全要素生产率的影响更显著且呈现 U 型关系，而这种影响在数字技术接入程度低的城市并不显著。基于本文研究结论，提出如下政策建议：

第一，积极推进数字金融发展，激发城市绿色转型活力。促进数字金融与实体经济深度融合，防止资本在金融系统的“空转”，积极促进行业内、跨部门的合作与交流，推动经验、技术和资源的共享，优化资源配置效率，拓宽融资渠道、降低融资成本，提高绿色产业融资效率和透明度。推动数字金融产品创新，鼓励金融机构开发适合不同群体需求的数字金融产品和服务，以简化业务流程、降低使用门槛、提高金融服务易用性。深化金融供给侧结构性改革，实现我国经济高质量发展。

第二，重视效率与公平的平衡，提高数字金融发展普惠性。进一步加强数字基础设施建设，促进数字技术的普及，扩大互联网覆盖范围，提高全民互联网接入能力，让更多人特别是数字基础设施建设欠发达地区的居民能够享受到数字金融发展红利。要重视地区间数字金融发展差距，加强技术交流、资源共享、人才流动、产业互助，提高经济弱势群体和地区的金融包容性；进一步释放社会内需潜力，扩大社会整体消费规模，提高第三产业占经济结构的比重，推动产业结构高级化转型，整合绿色上下游产业，促进资源共享和信息流通，推动绿色产业链、价值链提升。

第三，持续强化政府数字金融监管，促进数字金融健康有序发展。提高政府数字化治理效能，积极释放政府引导对各市场主体绿色转型从而提高城市碳全要素生产率的乘数效应，探索利用数字化手段强化金融监管，提高政策传导效率；强化金融机构对绿色企业和项目的支持，鼓励金融科技创新，开发多元绿色金融产品，加快推进绿色信贷、绿色债券、绿色基金等绿色金融产品的落地与推广；推动产学研在绿色发展领域的深度融合，充分发挥政府统筹规划、高校知识创造、企业研发落地的优势，实现多主体创新激发经济活力的正反馈效应。

参考文献

蔡跃洲、付一夫，2017：《全要素生产率增长中的技术效应与结构效应——基于中国宏观和产业数据的测算及分解》，《经济研究》第 1 期。

曾艺、韩峰、刘俊峰，2019：《生产性服务业集聚提升城市经济增长质量了吗？》，《数量经济技术经济研究》第 5 期。

陈诗一，2010：《中国的绿色工业革命：基于环境全要素生产率视角的解释(1980—2008)》，《经济研究》第 11 期。

邓荣荣、张翔，2021：《中国城市数字金融发展对碳排放绩效的影响及机理》，《资源科学》第 11 期。

丁宁、任亦依、左颖，2020：《绿色信贷政策得不偿失还是得偿所愿？——基于资源配置视角的 PSM-DID 成本效率分析》，《金融研究》第 4 期。

杜传忠、张远，2020：《“新基建”背景下数字金融的区域创新效应》，《财经科学》第 5 期。

范庆倩、封思贤，2022：《数字金融影响碳排放的作用机理及效果》，《中国人口·资源与环境》第 11 期。

傅秋子、黄益平，2018：《数字金融对农村金融需求的异质性影响——来自中国家庭金融调查与北京大学数字普惠金融指

数的证据》，《金融研究》第 11 期。

郭峰、孔涛、王靖一，2017：《互联网金融空间集聚效应分析——来自互联网金融发展指数的证据》，《国际金融研究》第 8 期。

郭峰、王靖一、王芳、孔涛、张勋、程志云，2020：《测度中国数字普惠金融发展：指数编制与空间特征》，《经济学(季刊)》第 4 期。

郭桂霞、张尧，2022：《数字普惠金融与碳减排关系研究》，《价格理论与实践》第 1 期。

郭家堂、骆品亮，2016：《互联网对中国全要素生产率有促进作用吗？》，《管理世界》第 10 期。

韩先锋、宋文飞、李勃昕、降子辉，2022：《数字金融赋能绿色创新的异质非线性调节效应》，《中国人口·资源与环境》第 10 期。

何宗樾、张勋、万广华，2020：《数字金融、数字鸿沟与多维贫困》，《统计研究》第 10 期。

胡鞍钢、周绍杰，2002：《新的全球贫富差距：日益扩大的“数字鸿沟”》，《中国社会科学》第 3 期。

胡若痴、张宏磊，2022：《数字金融助力我国制造业企业出口的动态机制与对策研究》，《经济纵横》第 11 期。

黄锐、赖晓冰、赵丹妮、汤子隆，2021：《数字金融能否缓解企业融资困境——效用识别、特征机制与监管评估》，《中国经济问题》第 1 期。

黄益平、黄卓，2018：《中国的数字金融发展：现在与未来》，《经济学(季刊)》第 4 期。

黄益平、陶坤玉，2019：《中国的数字金融革命：发展、影响与监管启示》，《国际经济评论》第 6 期。

黄滢、刘庆、王敏，2016：《地方政府的环境治理决策：基于 SO₂ 减排的面板数据分析》，《世界经济》第 12 期。

江红莉、蒋鹏程，2020：《数字普惠金融的居民消费水平提升和结构优化效应研究》，《现代财经(天津财经大学学报)》第 10 期。

江红莉、蒋鹏程，2022：《数字金融对城市绿色经济效率的影响研究》，《软科学》第 4 期。

蓝天，2022：《绿色转型风险、金融摩擦与最优政策选择》，《南方金融》第 4 期。

李虹、邹庆，2018：《环境规制、资源禀赋与城市产业转型研究——基于资源型城市与非资源型城市的对比分析》，《经济研究》第 11 期。

李玲、陶锋，2012：《中国制造业最优环境规制强度的选择——基于绿色全要素生产率的视角》，《中国工业经济》第 5 期。

李文红、蒋则沈，2017：《金融科技(FinTech)发展与监管：一个监管者的视角》，《金融监管研究》第 3 期。

廖珍珍、茹少峰，2022：《数字金融发展对二氧化碳排放增减叠加效应的理论分析与实证检验》，《经济研究》第 9 期。

林伯强、刘泓汛，2015：《对外贸易是否有利于提高能源环境效率——以中国工业行业为例》，《经济研究》第 9 期。

林伯强、刘希颖，2010：《中国城市化阶段的碳排放：影响因素和减排策略》，《经济研究》第 8 期。

林毅夫，2011：《新结构经济学——重构发展经济学的框架》，《经济学(季刊)》第 1 期。

凌永辉，2023：《“双循环”重心转向下的金融结构调整：内在逻辑与政策选择》，《云南社会科学》第 2 期。

刘敏楼、黄旭、孙俊，2022：《数字金融对绿色发展的影响机制》，《中国人口·资源与环境》第 6 期。

刘洋、韩永辉、王贤彬，2023：《工业智能化能兼顾促增长和保民生吗？》，《数量经济技术经济研究》第 6 期。

卢建霖、蒋天颖、傅梦钰，2023：《数字金融对绿色创新效率的影响路径》，《经济地理》第 1 期。

钱海章、陶云清、曹松威、曹雨阳，2020：《工业智能化能兼顾促增长和保民生吗？》，《数量经济技术经济研究》第 6 期。

邵帅、范美婷、杨莉莉，2022：《经济结构调整、绿色技术进步与中国低碳转型发展——基于总体技术前沿和空间溢出效应视角的经验考察》，《管理世界》第 2 期。

邵帅、张可、豆建民，2019：《经济集聚的节能减排效应：理论与中国经验》，《管理世界》第 1 期。

石明明、江舟、周小焱，2019：《消费升级还是消费降级》，《中国工业经济》第 7 期。

宋晓玲，2017：《数字普惠金融缩小城乡收入差距的实证检验》，《财经科学》第 6 期。

宋洋、徐英东、张志远，2018：《互联网金融创新与监管双赢：规避和管制的博弈分析》，《社会科学研究》第 4 期。

唐松、伍旭川、祝佳，2020：《数字金融与企业技术创新——结构特征、机制识别与金融监管下的效应差异》，《管理世界》第 5 期。

田秀娟、李睿，2022：《数字技术赋能实体经济转型发展——基于熊彼特内生增长理论的分析框架》，《管理世界》第 5 期。

涂正革，2008：《环境、资源与工业增长的协调性》，《经济研究》第 2 期。

- 万佳彧、周勤、肖义, 2020:《数字金融、融资约束与企业创新》,《经济评论》第1期。
- 王凤荣、王康仕, 2018:《“绿色”政策与绿色金融配置效率——基于中国制造业上市公司的实证研究》,《财经科学》第5期。
- 王军、王杰、王叶薇, 2022:《数字金融发展如何影响制造业碳强度?》,《中国人口·资源与环境》第7期。
- 王小燕、张俊英、王醒男, 2019:《金融科技、企业生命周期与技术创新——异质性特征、机制检验与政府监管绩效评估》,《金融经济研究》第5期。
- 王元彬、张尧、李计广, 2022:《数字金融与碳排放:基于微观数据和机器学习模型的研究》,《中国人口·资源与环境》第6期。
- 谢绚丽、沈艳、张皓星、郭峰, 2018:《数字金融能促进创业吗?——来自中国的证据》,《经济学(季刊)》第4期。
- 徐章星、张兵、刘丹, 2020:《数字金融发展、企业信贷错配与劳动就业——一个有调节的中介效应》,《财经论丛》第12期。
- 颜建军、冯君怡, 2021:《数字普惠金融对居民消费升级的影响研究》,《消费经济》第2期。
- 杨碧云、王艺璇、易行健、张凌霜, 2023:《“数字鸿沟”是否抑制了居民消费?——来自中国家庭金融调查的微观证据》,《南开经济研究》第3期。
- 杨慧梅、江璐, 2021:《数字经济、空间效应与全要素生产率》,《统计研究》第4期。
- 杨灵、唐晓华、尹博、蔡冬冬, 2023:《自贸区对城市绿色全要素生产率的影响效应研究》,《软科学》第3期。
- 杨宇焰, 2017:《金融监管科技的实践探索、未来展望与政策建议》,《西南金融》第11期。
- 易行健、周利, 2018:《数字普惠金融发展是否显著影响了居民消费——来自中国家庭的微观证据》,《金融研究》第11期。
- 于连超、张卫国、毕茜, 2021:《环境保护费改税促进了重污染企业绿色转型吗?——来自<环境保护税法>实施的准自然实验证据》,《中国人口·资源与环境》第5期。
- 余进韬、张蕊、龚星宇, 2022:《数字金融如何影响绿色全要素生产率?——动态特征、机制识别与空间效应》,《当代经济科学》第6期。
- 余泳泽、刘大勇、龚宇, 2019:《过犹不及事缓则圆:地方经济增长目标约束与全要素生产率》,《管理世界》第7期。
- 袁志刚、解栋栋, 2011:《中国劳动力错配对TFP的影响分析》,《经济研究》第7期。
- 战明华、张成瑞、沈娟, 2018:《互联网金融发展与货币政策的银行信贷渠道传导》,《经济研究》第4期。
- 张军、吴桂英、张吉鹏, 2004:《中国省际物质资本存量估算:1952—2000》,《经济研究》第10期。
- 张丽平、任师攀, 2022:《促进消费金融健康发展 助力释放消费潜力》,《管理世界》第5期。
- 张宁, 2022:《碳全要素生产率、低碳技术创新和节能减排效率追赶——来自中国火力发电企业的证据》,《经济研究》第2期。
- 赵佳, 2021:《中国居民消费结构变动的环境影响研究》,西南财经大学。
- 赵军、李艳姗、朱为利, 2021:《数字金融、绿色创新与城市高质量发展》,《南方金融》第10期。
- 中国人民银行天津分行课题组、王晓明、夏洪涛, 2022:《碳减排、转型风险与监管应对——基于DSGE的政策模拟研究》,《金融监管研究》第6期。
- 周亚虹、邱子迅、任欣怡、朱博鸿, 2023:《数字金融的发展提高了电商助农的效率吗?——基于电子商务进农村综合示范项目的分析》,《数量经济技术经济研究》第7期。
- 朱丹、周守华, 2018:《战略变革、内部控制与企业绩效》,《中央财经大学学报》第2期。
- Bachas, P., P. Gertler, S. Higgins, and E. Seira, 2018, “Digital Financial Services Go a Long Way: Transaction Costs and Financial Inclusion”, *AEA Papers and Proceedings*, 108, 444—448.
- Belkhir, L., and A. Elmeligi, 2018, “Assessing ICT Global Emissions Footprint: Trends to 2040 & Recommendations”, *Journal of Cleaner Production*, 177, 448—463.
- Cao, S., L. Nie, H. Sun, and W. Sun, 2021, “Digital Finance, Green Technological Innovation and Energy—environmental Performance: Evidence from China’s Regional Economies”, *Journal of Cleaner Production*, 327, 129458.
- Chu, H., H. Yu, Y. Chong, and L. Li, 2023, “Does the Development of Digital Finance Curb Carbon Emissions? Evidence from County Data in China”, *Environmental Science and Pollution Research*, 30, 49237—49254.

- Chung, Y. H., R. Färe, and S. Grosskopf, 1997, “Productivity and Undesirable Outputs: A Directional Distance Function Approach”, *Productivity and Undesirable Outputs: A Directional Distance Function Approach*, 51(3), 229—240.
- Färe, R., S. Grosskopf, and C. Pasurka, 2001, “Accounting for Air Pollution Emissions in Measures of State Manufacturing Productivity Growth”, *Journal of Regional Science*, 41(3), 381—409.
- Grossman, G. M., and A. B. Krueger, 1995, “Economic Growth and the Environment”, *The Quarterly Journal of Economics*, 110(2), 353—377.
- Haans, R. F. J., C. Pieters, and Z. He, 2016, “Thinking About U: Theorizing and Testing U- and Inverted U-shaped Relationships in Strategy Research”, *Strategic Management Journal*, 37(7), 1177—1195.
- Klinge, T. J., R. Hendrikse, R. Fernandez, and I. Adriaans, 2023, “Augmenting Digital Monopolies: A Corporate Financialization Perspective on the Rise of Big Tech”, *Competition & Change*, 27(2), 332—353.
- Lee, C. C., F. Wang, and R. Lou, 2022, “Digital Financial Inclusion and Carbon Neutrality: Evidence from Non-linear Analysis”, *Resources Policy*, 79, 102974.
- Li, J., N. Li, J. Peng, H. Cui, and Z. Wu, 2019, “Energy Consumption of Cryptocurrency Mining: A study of Electricity Consumption in Mining Cryptocurrencies”, *Energy*, 168, 160—168.
- Li, X., X. Shao, T. Chang, and L. L. Albu, 2022, “Does Digital Finance Promote the Green Innovation of China's Listed Companies?”, *Energy Economics*, 114, 106254.
- Ma, D., and Q. Zhu, 2022, “Innovation in Emerging Economies: Research on the Digital Economy Driving High-quality Green Development”, *Journal of Business Research*, 145, 801—813.
- Mardani, A., E. K. Zavadskas, D. Streimikiene, A. Jusoh, and M. Khoshnoudi, 2017, “A Comprehensive Review of Data Envelopment Analysis (DEA) Approach in Energy Efficiency”, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 70, 1298—1322.
- Shahbaz, M., M. A. Nasir, and D. Roubaud, 2018, “Environmental Degradation in France: The Effects of FDI, Financial Development, and Energy Innovations”, *Energy Economics*, 74, 843—857.
- Sun, B., J. Li, S. Zhong, and T. Liang, 2023, “Impact of Digital Finance on Energy-based Carbon Intensity: Evidence from Mediating Effects Perspective”, *Journal of Environmental Management*, 327, 116832.
- Truby, J., 2018, “Decarbonizing Bitcoin: Law and Policy Choices for Reducing the Energy Consumption of Blockchain Technologies and Digital Currencies”, *Energy Research & Social Science*, 44, 399—410.
- Yin, Y., 2022, “Digital Finance Development and Manufacturing Emission Reduction: An Empirical Evidence from China”, *Frontiers in Public Health*, 10, 973644.
- Zhang, N., and Y. Choi, 2013, “Total-factor Carbon Emission Performance of Fossil Fuel Power Plants in China: A Metafrontier Non-radial Malmquist Index Analysis”, *Energy Economics*, 40, 549—559.
- Zhang, M., and Y. Liu, 2022, “Influence of Digital Finance and Green Technology Innovation on China's Carbon Emission Efficiency: Empirical Analysis Based on Spatial Metrology”, *Science of The Total Environment*, 838, 156463.
- Zhong, S., A. Li, and J. Wu, 2022, “How Does Digital Finance Affect Environmental Total Factor Productivity: A Comprehensive Analysis Based on Econometric Model”, *Environmental Development*, 44, 100759.
- Zhou, P., B. W. Ang, and H. Wang, 2012, “Energy and CO2 Emission Performance in Electricity Generation: A Non-radial Directional Distance Function Approach”, *European Journal of Operational Research*, 221(3), 625—635.
- Zhou, P., B. W. Ang, and K. L. Poh, 2008, “A Survey of Data Envelopment Analysis in Energy and Environmental Studies”, *European Journal of Operational Research*, 189(1), 1—18.
- Zhou, X., D. Zhou, Q. Wang, and B. Su, 2019, “How Information and Communication Technology Drives Carbon Emissions: A Sector-level Analysis for China”, *Energy Economics*, 81, 380—392.

A Study of the Impact of Digital Finance on Urban Carbon Total Factor Productivity

SHI Rong and TANG Yijing

(School of Economics and Management, Ningxia University)

Summary: The report of the Twentieth Party Congress points out that "Adhering to the theme of promoting high-quality development, focusing on increasing total factor productivity, and pushing the economy to realize effective qualitative improvement and reasonable quantitative growth". The city is an open, dynamic and complex system, and promoting urban carbon emission reduction is a complex process of symbiosis between multiple interest groups. The urban transformation focusing on improving carbon total factor productivity is a necessary path for all economic subjects in the society to cooperate in constructing urban low-carbon green development. In the new development stage where green development has been included as one of the important indicators of high-quality social development, it is of great research significance to measure the green development capacity of cities by carbon total factor productivity, which includes carbon emissions. Finance, as the blood of modern economy, plays a decisive role in promoting the green transformation of economic structure, and digital finance, as a financial innovation driven by digital technology, is characterized by its universality, targeting, science and technology, and innovativeness, which determines its significance in improving the carbon total factor productivity of cities.

This paper utilizes Peking University's Digital Inclusive Finance Index to empirically study the impact of digital finance development on urban carbon total factor productivity by measuring urban carbon total factor productivity through the NDDF-ML index with 256 prefecture-level and above cities in China as the research sample from 2011 to 2019. The study finds that: first, the impact of digital finance on carbon total factor productivity shows a U-shaped relationship of inhibition first and promotion later, and the disorderly expansion in the early stage of digital finance development inhibits carbon total factor productivity, and the orderly development in the later stage promotes carbon total factor productivity, and a series of robustness tests are carried out on the results of the benchmark regression by means of instrumental variables, sub-indicator regression, etc., which proves that the conclusions of this paper have a strong robustness. Secondly, the heterogeneity analysis shows that, firstly, digital finance is characterized by geographic location heterogeneity, with the average development level of digital finance in the eastern, central, western and northeastern regions decreasing in order, and the digital finance and urban carbon total factor productivity in the eastern, central and western regions show a U-shape relationship, whereas the impact of digital finance on urban carbon total factor productivity in the northeastern region is not significant; secondly, the development of digital finance has exacerbated the phenomenon of "digital divide", which is manifested in the cities with a high degree of access to digital technology, the impact of digital finance on carbon total factor productivity is more significant and shows a U-shaped relationship, while this impact is not significant in the cities with a low degree of access to digital technology. Third, the results of the channel test show that digital finance promotes carbon total factor productivity mainly by promoting green technology innovation, increasing consumption scale and optimizing consumption structure. Fourth, the analysis of the moderating effect shows that the strengthening of financial regulation and the advanced industrial structure can strengthen the role of digital finance in promoting carbon total factor productivity and accelerate the process of digital finance crossing the "bottoming out point" and playing a positive role.

Keywords: Digital Finance; Carbon Total Factor Productivity; U-shaped Relationship