数字金融发展与企业全要素生产率[[1]](#footnote-1)\*

陈中飞 江康奇

内容提要：本文基于2011-2019年沪深A股上市公司数据，采用北京大学数字金融研究中心发布的数字金融普惠金融指数度量地区的数字金融发展程度，考察数字金融发展对当地企业全要素生产率的影响及机制。实证结果显示，数字金融发展显著促进了当地企业全要素生产率的提升，且影响效应呈动态衰减特征。经内生性处理以及稳健性检验后，结论仍然成立。将指数进行升维后，发现数字金融覆盖广度和使用深度的提升均有助于提高企业全要素生产率。异质性分析显示，数字金融发展的生产率驱动效应在非国有企业、成长型企业、消费制造业以及中西部地区中更加显著。机制分析表明，数字金融发展可通过企业营收渠道和金融效率渠道，间接促进企业生产率水平的提升，具体表现为：一是数字金融发展促进居民消费，提高企业销售收入；二是数字金融发展减轻低效率的传统金融现象对企业的负面影响，降低企业外部融资难度。本文研究丰富了数字金融的经济效应文献，为我国实施高质量发展战略、扩大内需提供了有益思考。

关键词：数字金融 全要素生产率 融资约束 企业营收 传统金融

中图分类号：F832 F273 JEL：D14 L20

**Digital Finance Development and Enterprise Total Factor Productivity**

CHEN Zhongfei JIANG Kangqi

(Jinan University，Guangzhou，China)

**Abstract:** Based on the data of Shanghai and Shenzhen A-share listed companies from 2011 to 2019, this paper uses the Digital Financial Inclusive Finance Index to measure the degree of digital finance development in the region. We examine the impact of digital finance development on the total factor productivity of local companies. The empirical results show that the digital finance development significantly promotes the increase in the total factor productivity of local enterprises. This effect has a dynamic attenuation characteristic. After addressing endogeneity problems and undertaking robustness tests, the benchmark conclusion is robust. After decomposing the index, we find that both the increase in the breadth of coverage and the depth of use of digital finance improve the total factor productivity of enterprises. The heterogeneity analysis shows that the driving effect of digital finance development on productivity is more strong for non-state-owned enterprises, growth enterprises, enterprises in consumer manufacturing industries, and enterprises in the central and western regions. Mechanism analysis shows that the digital finance development indirectly promotes the corporate productivity through corporate revenue channels and financial efficiency channels. On the one hand, the digital finance development promotes household consumption and increases corporate sales revenue. On the other hand, the digital finance development reduces the negative impact of low-efficiency traditional financial phenomena on enterprises and reduces the difficulty of external financing for enterprises. This study extends the literature on the economic effects of digital finance and provides useful thinking for our country to implement high-quality development strategies and expand domestic demand.

**Key Words:** Digital Finance；TFP；Financing Constraint；Corporate Revenue；Traditional Finance

一、引言

得益于国家政策的支持和科学技术的快速迭代，近年来数字金融在中国发展如火如荼。数字金融是指互联网企业运用大数据、人工智能、云计算、区块链、物联网等新兴技术实现借贷、支付、投融资等新一代金融服务。与着重突出交易平台的互联网金融不同，数字金融更加强调科技属性，借助数字技术与金融服务的深度融合，赋能升级金融产品和业务流程，改善传统金融市场中长期存在信息不对称和高营运成本等问题，降低金融服务门槛，拓展金融服务的触达范围，促进金融供给和金融需求的有效对接（郭峰等，2020；唐松等，2020）。随着党中央、国务院战略部署的推进，我国将进一步推动金融科技发展规划落地实施。毋庸置疑，数字化将是未来金融业的发展趋势。

当前我国经济已由高速增长阶段转向高质量发展阶段，为突破发展瓶颈，跨越中等收入陷阱，中国经济和企业急需向依托全要生产率提高的内生增长转型。然而，实证研究表明，我国企业全要素生产率水平存在着较大的提升空间（Hsieh & Klenow，2009；杨汝岱，2015）。既有研究表明，不完备的金融市场是阻碍企业全要素生产率提升的关键因素（简泽等，2018；蔡卫星，2019）。那么由数字科技发展所驱动的金融业态革新能否支持企业生产效率增长？在当前经济面临转型升级、金融改革深化和数字经济快速发展的背景下，对这一问题的研究无疑具有重要理论价值和现实意义。经文献梳理，目前关于数字金融与企业全要素生产率之间关系及其相关机制的文献较为缺乏。有鉴于此，本文基于2011-2019年沪深A股上市公司数据，采用北京大学数字金融研究中心发布的数字金融普惠金融指数度量地区的数字金融发展程度，考察数字金融发展作用当地企业全要素生产率水平的总量效应以及动态变化，并开展基于所有制、生命周期、行业属性以及地区方位的异质性分析。同时，本文还实证探究了数字金融影响上市企业经营的两条重要的间接机制。一是数字金融提振经济需求，改善企业营收；二是数字金融提升传统金融体系效率，降低公司外部融资难度。

与现有文献相比，本文的边际贡献可能在于：第一，从研究对象来看，现有文献主要讨论数字金融对创业活动、银行经营以及企业创新的影响，本文则重点关注数字金融与企业全要素生产率之间的关系，为厘清数字金融发展的经济影响提供新的经验证据；第二，本文还对数字金融发展影响企业全要素生产率的动态效应与异质性进行了分析，进一步厘清数字金融作用企业生产率的异质性，为我国制定精细化政策以支撑高质量提供重要的经验依据；第三，本文从企业营收和传统金融效率两个角度，从理论上分析数字金融对上市公司生产率的间接作用机制，并进行实证检验，为理解新兴金融产业发展对实体企业的影响提供了新的证据，也为如何扩大内需、激发经济活力提供重要的政策参考。

后文的结构如下：第二部分展开相关主题的文献综述，第三部分详细论述数字金融如何影响企业全要素生产率并提出研究假设，第四部分是研究设计，第五部分为研究假设的实证结果，第六部分为数字金融影响企业生产率的机制检验，第七部分是结论与政策建议。

二、文献综述

（一）企业全要素生产率

企业全要素生产率是一个国家实体经济发展质量的重要体现。经济新常态下，我国经济只有向依托全要生产率提高的内生增长转型，才能实现可持续稳定增长（蔡卫星，2019）。我国企业全要素生产率普遍不高（Hsieh & Klenow，2009；杨汝岱，2015）。杨汝岱（2015）基于1998-2009年中国工业企业数据库，采用不同方法测算企业全要素生产率，发现样本期间制造业全要素生产率年平均增长率仅为3.83%。Hsieh & Klenow（2009）指出中国的资源配置效率限制了全要素生产率的提升，若前者达到美国的水平，那么中国全要素生产率水平提升30%-50%，若完全消除资源配置的扭曲，则可提升86.6%-115%。影响全要素生产率的关键因素分为四类：一是技术创新；二是资源配置效率；三是制度环境；四是投入要素质量。现有文献多基于遵循这四条路径来寻找企业全要素生产率的驱动因素，从企业内部治理和外部环境展开了丰富讨论。结合本文的研究内容，本文主要讨论流动性约束和金融市场的变化对企业全要素生产率的影响。

流动性约束会抑制企业投融资和研发创新，负面影响企业生产率水平。两者之间的关系也得到了不少经验证据的支持（项松林、魏浩，2014；任曙明、吕镯，2014； Levine & Warusawitharana，2019；Chang & Tang，2021）。内源性融资帮助企业在缺乏外部融资机会的条件下缓解流动性约束问题。项松林、魏浩（2014）基于1998-2008年中国工业企业数据库，理论与实证证明了内源性融资有助于企业提高全要素生产率。Chang & Tang（2021）利用来自1993-2017年来自65个国家的30427家企业数据，实证表明企业内部流动性通过激发创新活动，进而促进全要素生产率水平的提升。然而，企业的资本投资和创新活动具有长期性和不确定性，仅仅依靠内部资金，企业难以维持研发以及固定资产等投资。因此，外部融资的支持对于企业全要素生产率的提升至关重要。任曙明、吕镯（2014）基于1999-2007年中国工业企业数据库中的装备制造业样本，运用ACF法测算企业生产率水平，实证验证了融资约束抑制了企业生产率的提升，且可提供内部流动性的政府补贴弱化了这种负面影响。Levine & Warusawitharana（2019）利用2000-2010年欧洲私营企业数据，借助动态面板GMM模型，研究发现企业生产率的增长与外部融资呈现负相关关系。

金融市场发展对企业全要素生产率的提升至关重要。良好的金融市场不仅可以为企业要素投入和研发创新提供充足且及时的资金支持，而且通过资本的有效配置，将更多资本配置于高效率企业，迫使低效率的企业退出市场，从而提高整体的生产率水平。国内学者关注金融市场的不完备性对企业生产率的影响。蔡卫星（2019）基于2002-2007年中国工业企业数据，采用地级市层面的银行分支机构数据度量区域银行竞争度，实证发现银行垄断降低企业融资能力，扭曲资本配置效率。简泽等（2018）利用来自12个代表性产业的企业数据，研究发现我国制造业部门存在着较为严重的资本扭曲，低效率的企业占据着较多的资本，造成了全要素生产率的损失。苏冬蔚、毛建辉（2019）基于1998-2013年非上市工企数据，研究发现省级层面的股市投机显著降低了生产要素投入、产出以及生产率水平。

**（二）数字金融**

随着数字技术与金融服务的深度融合，新一代金融服务——数字金融得到长足发展。目前现有文献集中讨论了数字金融或金融科技的经济后果，探究其如何影响小微企业（Abbasi et al，2021；Chen et al，2021）、创业决策（谢绚丽等，2018）、金融需求（傅秋子、黄益平，2018）、居民消费（何宗樾、宋旭光，2020；Li et al，2020）、银行经营（邱晗等，2018；Cheng & Qu，2020；Phan et al，2020；Dong et al，2020; Lee et al，2021）、上市公司（唐松等，2020）等。数字金融运用数字技术，建立了信用评估模型，降低小微企业的信息不对称，实现普惠金融。Abbasi et al（2021）运用2011-2018年来自22个OECD国家的1617家中小企业数据，研究发现金融科技的运用有效提高了中小企业效率。Chen et al（2021）基于阿里巴巴的商业贷款数据，发现金融科技贷款显著降低了小微企业的收入波动和破产概率。面向小微企业的普惠金融效应也激发了地区的创业热情。谢绚丽等（2018）利用北京大学发布的数字普惠金融指数，研究表明了数字金融发展显著促进当地小微企业的创业活动。部分研究则考察了数字金融的面向居民的普惠金融效应。傅秋子、黄益平（2018）基于中国家庭金融调查数据（CFPS）与数字普惠金融指数的匹配数据，研究发现数字金融发展能提高农村家庭的消费性信贷需求，且在具备较高的教育水平和网购习惯的群体中作用更加显著，表明数字金融在激发消费潜力上具有的流动性约束缓解作用。何宗樾、宋旭光（2020）则认为数字金融可通过提高支付便利和降低未来不确定性等渠道促进居民消费，并同样利用CFPS与数字普惠金融指数的匹配数据，实证验证上述观点。Li et al（2020）则采用2013、2015和2015年的中国家庭金融调查（CHFS）进行实证分析，并得到类似的结论。由此可见，数字金融在支持小微企业、促进居民消费上展现出良好的普惠特征。部分文献考察了数字金融或金融科技的发展对传统金融机构的影响，可总结为两个重要的观点。一是数字金融兴起弱化了传统商业银行的比较优势，对商业银行经营形成了挑战，表现为提高其风险承担水平（邱晗等，2018），降低营运流动性（Dong et al，2020）以及侵蚀经营利润（Phan et al，2020）。二是金融科技的运用为商业银行发展带来机遇。Cheng & Qu（2020）运用文本爬虫技术，构建了金融科技指标，实证发现金融科技运用降低了银行资产的信用风险。Lee et al（2021）研究发现金融科技的运用提升了银行的经营效应。相关文献还考察了数字金融发展对上市公司创新的影响。唐松等（2020）基于2011-2017年中国上市公司数据，利用北大发布的数字金融普惠金融指数衡量地区的数字金融发展水平，实证发现数字金融发展程度的提升有利于驱动企业技术创新，并且这一效应在制造业企业，非国有企业以及成长期企业中更加显著。

总的来说，现有文献对全要素生产率的影响因素以及数字金融的经济效应展开了多方面的探讨，但依然缺少有关数字金融影响企业生产率的完整的理论分析和实证过程。此外，受制于数据可得性，国内研究大多采用上市公司数据来考察数字金融与企业之间的关系。由于上市公司的规模性，数字金融发展并不直接影响企业的经营状况，两者之间关系的间接机制依然有待挖掘和凝练。

三、理论分析

数字金融是科技与金融深度耦合的产物（唐松等，2020）。与传统金融相比，数字金融具备科技性与普惠性。数字金融的服务对象集中于个人和小微企业。基于既有文献，数字金融作用企业生产率主要通过以下两条重要渠道：一是企业营收渠道，即数字金融发展提振居民消费需求，改善上市公司营收；二是金融效率渠道，即数字金融发展提升传统金融体系的服务效率，降低企业外源融资难度。

（一）企业营收渠道

数字金融发展可通过以下五条渠道提振消费需求。第一，根据流动性约束理论，受制于预期约束的个体倾向于增加储蓄，减少消费。数字金融借助大数据技术、区块链技术、分布式技术以及互联网技术等，降低了金融准入门槛，扩大金融服务的地理辐射范围，能够以较低成本为长尾群体提供借贷服务，例如京东白条、微粒贷、蚂蚁花呗等。数字金融发展有效地缓解了居民的流动性约束，提高了居民的信贷可得性，释放消费需求（傅秋子、黄益平，2018；何宗樾、宋旭光，2020）。第二，数字金融不仅为居民提供了更多的投资渠道，实现居民财务增值，而且凭借着其技术优势，为被传统金融排斥的低收入群体提供金融服务，缩小地区收入差距。根据绝对收入假说，低收入群体有着更高的消费倾向，收入水平提升以及收入差距缩小促进了消费增长。第三，根据预防性储蓄假说，居民倾向于增加储蓄来应对收入不确定性。数字金融发展可通过保险、证券投资等金融服务降低居民的不确定性（何宗樾、宋旭光，2020），减少预防性储蓄，增加消费支出。第四，以支付宝、微信等为代表的移动支付的兴起开启了支付方式的变革，带来了支付便利和购物便利，网络购物丰富居民的消费选择，节省消费者购物的时间，加速消费决策，提升居民的消费体验和消费意愿。第五，数字金融发展带动了电子商务的发展，而后者的兴起有效降低交易成本和提升商品价格透明度，使得消费者可以购买到品类更多且价格低廉的产品，从而提高了整体的居民消费水平。

经济需求提振直接影响上市公司的营收水平。第一，企业销售收入增加有助于改善现金流现状，缓解企业内部流动性约束。项松林、魏浩（2014）研究表明自由资金充足的企业的生产率水平更高，内部流动性约束不利企业研发投资。Chang & Tang（2021）研究指出，现金持有能够促进企业创新，进而提高全要素生产率水平。第二，现金流状况改善提升了企业偿债能力，降低贷款违约风险，促使企业获得成本更低的外部融资。与内部流动性约束类似，外部融资约束缓解对于促进企业研发创新、固定资产投资和提高生产率水平具有积极影响。第三，从行业层面来看，企业需求改善反映了行业需求以及景气度上升，有助于提高公司管理层的乐观预期，激励企业致力于研发投入。第四，行业景气度上升加快新企业进入，强化了业内产品竞争。一方面，根据激励效应假说，激烈的行业竞争激励企业提高管理水平、加强研发来提高自身竞争力，进而提高企业全要素生产率水平；另一方面，根据资源配置效应假说，行业竞争加速低效率企业淘汰出局，从而整体上拉高了企业的全要素生产率水平。第五，从地区层面来看，企业及地区需求增加提升经济基本面，促进当地要素流动和人员流入，减轻企业的生产和运输成本，为企业提升全要素生产率提供重要的资源基础。第六，企业营收增加也有助于提高地方政府的税收收入，激励地方政府加大对企业的补贴和基础设施建设。一方面，政府补贴平滑融资约束对企业生产率的负面影响（任曙明、吕镯，2014）。另一方面，地区基础设施条件改善有利于加快商品流动，带动知识技术传播，提高资源配置效率，进而促进全要素生产率水平的提升（Holl，2016）。

因此，本文认为，数字金融发展可能通过提振居民消费需求，改善上市公司营收，进而积极影响企业全要素生产率水平。

（二）金融效率渠道

如前所述，数字金融并不直接服务于上市公司。本文认为，数字金融发展借助金融竞争、技术溢出、提高区域之间金融资金的流通效率，促进传统金融体系的服务效率提升，缓解企业外部融资困境，间接影响企业全要素生产率水平。

第一，数字金融的快速发展必然冲击传统金融现有的竞争格局。一方面，金融竞争降低了银行的特许权价值，弱化传统商业银行惜贷倾向。另一方面，竞争的压力下，为降低绩效损失，银行不得不去搜集与甄别更多企业信息，以便寻找到优质的客户对象，从而降低银企之间的信息不对称程度，缓解企业外部融资约束。第二，数字金融发展降低了商业银行的比较优势和绩效水平（Phan et al，2020），迫使银行完善自身经营，提高经营效率（Lee et al，2021）。第三，数字金融具有技术溢出效应。数字金融兴起倒逼传统金融机构转型（唐松等，2020; Lee et al，2021），为银行数字化改造提供了技术性支持，强化银行搜集和识别企业“软”信息的能力，增强贷款技术，降低金融歧视。如四大国有银行与京东、腾讯等等互联网企业合作，表明随着金融竞争加剧，传统商业银行也在充分整合利用自身、数字金融行业以及各实体产业的海量数据资源，构建自己的征信体系，实现企业信用的透明化与信息化。传统金融机构在数字技术帮助下，获取了更多的企业和产业发展信息，可对贷款进行全面的风险评估、动态跟踪和客观定价，这有助于提高金融部门的放贷意愿，降低企业融资成本。第四，传统金融机构在开展跨区域业务上受到了较多的限制。数字金融依托其技术优势，借助移动互联网平台，有效地渗透各类应用场景，同时扩大金融地理覆盖范围，提高区域之间金融资金的流通效率（唐松等，2020），从而扩大整个金融体系的资金供给。第五，数字金融发展所内嵌的金融科技兴起鼓励银行创新出了众多细分的金融服务或产品，例如供应链金融，不仅扩大了企业的融资渠道，而且提高了金融服务与企业资金需求的契合度，企业可以选择更加精细化的金融服务来实现最优的投融资决策。如前所述，外部融资环境改善有利于激励企业开展研发活动和产品升级，融资约束与全要素生产率之间的负向关系也得到了不少文献的证实（任曙明、吕镯，2014；Levine & Warusawitharana，2019）。

综上，本文认为，数字金融可能通过提升传统金融体系的服务效率，降低企业外源融资难度，进而作用企业全要素生产率。

四、研究设计

（一）实证模型

本文构建以下基准计量模型，以考察地区数字金融发展如何影响上市公司的全要素生产率水平：

（1）

其中，为年度企业的全要素生产率水平，为t年度的企业所属地区的数字金融发展水平,为t年度的一系列企业层面和省区层面的控制变量。参考现有文献的做法（蔡卫星，2019；唐松等，2020），本文在回归模型中加入行业固定效应和年份固定效应，为随机扰动项。若数字金融发展有助于推动企业生产率提升，那么估计系数应统计显著为正。

（二）变量指标

1.被解释变量。全要素生产率反映了生产过程中各种要素投入转化为产出的总体效率。其计算方法包括参数法、非参数法等。一方面，非参数法（例如DEA-Malmquist法）难以兼顾微观企业TFP的异质性，更加适用于宏观层面的TFP测算。另一方面，半参数法（OP法、LP法以及ACF法）能较好地解决传统计量方法中的内生性和样本选择问题。OP法以企业投资额作为代理变量，要求企业真实投资额大于0，这不可避免地将损失许多观测值，可能会造成断尾偏差。LP法采用中间投入作为生产率的代理变量，一方面中间品投入变化较小，可以较为准确地反映生产率的变化，另一方面，采用中间品作为代理变量可以避免数据断尾的问题（任曙明、吕镯，2014）。鉴于此，本文采用LP法测度企业全要素生产率，记为全要素生产率I。

Ackerberg et al（2007）指出，在采用LP法测算时，由于劳动投入决策与中间品投入决策同时发生，那么劳动投入与中间品的决定方式类似。劳动投入将无法脱离资本与中间品独立变动，违背了中间投入函数与估计生产率的非参数函数不相关的假设，导致在估计LP法第一阶段生产函数存在内生性问题，劳动投入的估计系数不可准确识别。Ackerberg et al（2007）在多个方面进行了进行了改进，例如将劳动投入引入中间品函数、资本投入决策优先于其他要素决定等（任曙明、吕镯，2014）。因此，本文借鉴Ackerberg et al（2007）提出的方法，重新估计企业全要素生产率，记为全要素生产率II。

2.解释变量。北京大学互联网金融研究中心联合蚂蚁金服，在海量数字金融数据的基础上，运用合理的指数建立方法，构建了《数字金融普惠金融指数》。该指数从多个维度衡量我国各地区的数字金融发展程度，为数字金融领域的研究提供了可靠的数据支持。目前已有不少文献使用该指数，如郭峰等（2020）、唐松等（2020）等。

数字金融指数涵盖了全国31个省区以及337个地级市城市，包含省级层面总指数和城市层面的总指数。数据的时间区间为2011-2018年，本文对指数进行了归一化处理，在主体的回归中，本文选取的是省级层面的数字金融发展指数，在稳健性检验中，采用了城市层面的数字金融发展指数。

3.控制变量。企业层面的控制变量包括企业年龄（观测值所在年份减去成立年份的差值）、企业规模（总资产的自然对数）、资产负债率、企业成长性（营业收入增长率）、净资产收益率、营业毛利率、股权集中度（第一大股东持股比例）、审计意见（若审计单位出具标准无保留审计意见时，取值为0，否则为1）以及两职合一（若董事长同时兼任总经理，取值为1，否则为0）。省级层面的控制变量包括GDP增长率、交通水平（每万人实有道路面积）、政府干预（财政一般预算支出占GDP的比例）、开放水平（外商直接投资额占GDP的比重）、科教支出（人均政府科学技术和教育支出）以及失业率。本文的地区控制变量不仅包含经济增长变量，也包括基础设施、对外开放、地方政府等因素，较为全面地控制了可能存在的地区因素对企业全要素生产率的影响。

（三）数据样本描述

本文选取中国A股上市公司为研究对象，数据来源于国泰安数据库（CSMAR）和Wind数据库。本文剔除了金融行业和房地产行业上市公司，原因在于：一方面，金融类与房地产业公司主要从事货币投资，不涉及生产制造，本文更加关注的是产生劳动价值的企业活动；另一方面，金融类与房地产业的负债结构与其他行业公司差异较大。本文对企业样本进行了如下处理：（1）对于期间ST处理或退市的企业，本文给予剔除；（2）考虑到数字金融普惠金融指数的时间区间，将企业样本时间限定在2011-2019年，并利用公司注册地信息与数字金融指数进行匹配，核心解释变量和控制变量的时间区间为2011-2018年，被解释变量的时间区间为2012-2019年；（3）进行1%标准的Winsorize处理，减轻极端值对回归结论的干扰。省区层面的控制变量数据来自EPS数据库。表1提供主要变量的描述性统计。

表1 变量的描述性统计

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 变量 | 观测值 | 均值 | 标准差 | 最小值 | 最大值 |
| 全要素生产率I | 13,805 | 16.76463 | 1.04874 | 14.67102 | 19.76206 |
| 全要素生产率II | 13,805 | 10.41029 | 0.74985 | 8.92655 | 12.81575 |
| 数字金融发展 | 13,805 | 0.52718 | 0.22857 | 0 | 1 |
| 企业年龄 | 13,805 | 15.79124 | 5.45784 | 4 | 30 |
| 审计意见 | 13,805 | 0.01231 | 0.11029 | 0 | 1 |
| 股权集中度 | 13,805 | 0.35550 | 0.14926 | 0.08774 | 0.7487 |
| 两职合一 | 13,805 | 0.26860 | 0.44325 | 0 | 1 |
| 企业成长性 | 13,805 | 0.30680 | 0.66942 | -0.60693 | 4.24625 |
| 资产负债率 | 13,805 | 0.39655 | 0.19945 | 0.04702 | 0.83651 |
| 营业毛利率 | 13,805 | 0.29462 | 0.17329 | 0.02210 | 0.83599 |
| 净资产收益率 | 13,805 | 0.07487 | 0.07587 | -0.33134 | 0.28947 |
| 企业规模 | 13,805 | 8.27236 | 1.25894 | 6.15367 | 12.23881 |
| GDP增长率 | 13,805 | 0.09916 | 0.04528 | -0.22401 | 0.26317 |
| 交通水平 | 13,805 | 5.85748 | 1.90340 | 1.11963 | 10.58402 |
| 开放水平 | 13,805 | 0.08667 | 0.06581 | 0.00777 | 0.27078 |
| 政府干预 | 13,805 | 0.19311 | 0.09045 | 0.11027 | 1.37916 |
| 失业率 | 13,805 | 0.03029 | 0.00756 | 0.01200 | 0.04500 |
| 科教支出 | 13,805 | 0.25463 | 0.12203 | 0.08836 | 0.69938 |

资料来源：作者整理，下同。

五、基准结论与分析

（一）数字金融发展对企业全要素生产率的影响

表2提供了计量模型（1）的估计结果。栏（I）的回归中，没有加入控制变量和固定效应，全要素生产率的估计方法为LP法，解释变量的估计系数为0.507，且在1%水平上统计显著，地区数字金融发展程度每提升100个百分点，当地企业全要素生产率提升50.7个百分点。在加入控制变量后，数字金融发展的估计系数为0.180，同样在1%水平上统计显著，且系数明显变小，说明控制变量较好地吸收了对企业全要素生产率的影响。进一步地改变全要素生产率的估计方法以及加入年份和行业固定效应，解释变量的估计系数依旧在5%水平上统计显著为正。以上结果表明，数字金融发展显著促进了当地企业全要素生产率的提升。

表2 数字金融发展对企业全要素生产率的影响

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 被解释变量 | (I) | (II) | (III) | (IV) | (V) | (VI) |
| 全要素生产率I | 全要素生产率II | 全要素生产率I | 全要素生产率II | 全要素生产率I | 全要素生产率II |
| 数字金融发展 | 0.507\*\*\*  (11.686) | 0.487\*\*\*  (15.722) | 0.180\*\*\*  (3.834) | 0.168\*\*\*  (2.822) | 0.775\*\*\*  (3.231) | 0.708\*\*  (2.291) |
| 企业年龄 |  |  | -0.001  (-0.499) | 0.002  (0.656) | -0.003  (-1.545) | -0.001  (-0.632) |
| 审计意见 |  |  | 0.044  (0.592) | 0.216\*\*\*  (2.590) | -0.025  (-0.347) | 0.116  (1.610) |
| 股权集中度 |  |  | 0.050  (0.758) | -0.050  (-0.613) | 0.138\*\*  (2.487) | 0.025  (0.351) |
| 两职合一 |  |  | 0.022  (1.284) | 0.031  (1.363) | 0.002  (0.137) | 0.013  (0.647) |
| 企业成长性 |  |  | -0.018\*  (-1.742) | 0.071\*\*\*  (4.918) | -0.007  (-0.726) | 0.061\*\*\*  (5.042) |
| 资产负债率 |  |  | 0.344\*\*\*  (5.471) | 0.306\*\*\*  (3.895) | 0.314\*\*\*  (5.594) | 0.111  (1.616) |
| 营业毛利率 |  |  | -1.791\*\*\*  (-23.341) | -1.571\*\*\*  (-18.279) | -1.767\*\*\*  (-22.961) | -1.485\*\*\*  (-16.159) |
| 净资产收益率 |  |  | 3.007\*\*\*  (24.564) | 2.450\*\*\*  (17.956) | 2.723\*\*\*  (25.158) | 2.130\*\*\*  (17.785) |
| 企业规模 |  |  | 0.569\*\*\*  (63.458) | 0.105\*\*\*  (8.854) | 0.602\*\*\*  (72.815) | 0.134\*\*\*  (12.375) |
| GDP增长率 |  |  | 0.281\*\*  (2.028) | 0.189  (1.098) | 0.278\*  (1.748) | -0.198  (-0.969) |
| 交通水平 |  |  | -0.010\*  (-1.714) | 0.006  (0.787) | -0.007  (-1.428) | 0.007  (1.069) |
| 开放水平 |  |  | -0.061  (-0.263) | 0.279  (0.971) | 0.103  (0.501) | 0.303  (1.181) |
| 政府干预 |  |  | -0.306\*\*  (-2.111) | -0.110  (-0.602) | -0.129  (-0.885) | 0.050  (0.286) |
| 失业率 |  |  | -0.116  (-0.073) | 3.149  (1.599) | -0.120  (-0.085) | 3.199\*  (1.839) |
| 科教支出 |  |  | 0.538\*\*\*  (3.300) | 1.020\*\*\*  (4.912) | -0.006  (-0.036) | 0.382\*  (1.751) |
| 常数项 | 16.497\*\*\*  (508.585) | 10.154\*\*\*  (452.990) | 12.092\*\*\*  (118.357) | 9.159\*\*\*  (71.232) | 11.600\*\*\*  (73.967) | 8.899\*\*\*  (45.190) |
| 年份固定效应 | 不控制 | 不控制 | 不控制 | 不控制 | 控制 | 控制 |
| 行业固定效应 | 不控制 | 不控制 | 不控制 | 不控制 | 控制 | 控制 |
| 拟合优度 | 0.012 | 0.022 | 0.760 | 0.289 | 0.815 | 0.457 |
| 观测值 | 13805 | 13805 | 13805 | 13805 | 13803 | 13803 |

注：（1）括号内的数值为t统计量，本文在回归中进行了以公司为处理对象的cluster聚类异方差调整；（2）\*、\*\*、\*\*\*分别代表在10%、5%、1%统计水平上显著；（3）下同。

本文检验数字金融发展对企业全要素生产率的动态影响。我们用滞后期的数字金融指数替换模型（1）的解释变量，表3报告了相应的估计结果。可以发现，随着数字金融指数滞后阶数的增加，数字金融对企业全要素生产率逐渐变小，且显著性降低，说明数字金融发展与企业生产率之间的关系呈动态衰减特征。

表3 数字金融发展对企业全要素生产率的动态影响

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Panel A：动态影响检验I | | | | |
| 被解释变量 | (I) | (II) | (III) | (IV) |
| 全要素生产率I | | | |
| 滞后两期数字金融发展 | 0.0025\*\*\*  (3.642) |  |  |  |
| 滞后三期数字金融发展 |  | 0.0019\*\*\*  (2.852) |  |  |
| 滞后四期数字金融发展 |  |  | 0.0013\*  (1.900) |  |
| 滞后五期数字金融发展 |  |  |  | 0.0007  (1.042) |
| 常数项 & 控制变量 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 年份固定效应 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 行业固定效应 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 拟合优度 | 0.815 | 0.458 | 0.815 | 0.460 |
| 观测值 | 13803 | 13803 | 13803 | 13803 |
| Panel B：动态影响检验II | | | | |
| 被解释变量 | (I) | (II) | (III) | (IV) |
| 全要素生产率II | | | |
| 滞后两期数字金融发展 | 0.0024\*\*\*  (2.770) |  |  |  |
| 滞后三期数字金融发展 |  | 0.0021\*\*  (2.327) |  |  |
| 滞后四期数字金融发展 |  |  | 0.0016\*  (1.794) |  |
| 滞后五期数字金融发展 |  |  |  | 0.0009  (1.032) |
| 常数项 & 控制变量 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 年份固定效应 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 行业固定效应 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 拟合优度 | 0.815 | 0.457 | 0.815 | 0.458 |
| 观测值 | 13803 | 13803 | 13803 | 13803 |

进一步地，借鉴唐松等（2020），本文将数字金融发展指数升维为两个对称的层面：数字金融覆盖广度和数字金融使用深度，探究不同维度的数字金融发展所产生的影响效应。数字金融覆盖广度由该地区与数字金融业务有关的电子账户的覆盖率所刻画（唐松等，2020；Li et al，2020），体现了当地的金融环境，数字金融使用深度则考察当地实际使用数字金融服务的情况和频率，反映了地区金融业务的服务能力（郭峰等，2020）。本文分别将数字金融覆盖广度和数字金融使用深度替换计量模型（1）中的解释变量，其他设计保持不变，回归结果见于表4。

栏（I）和栏（III）中，数字金融覆盖广度的估计系数分别为0.640和0.753，且均在1%水平上统计显著为正，表明数字金融覆盖广度扩大有助于促进企业全要素生产率的提升。电子账户覆盖率的提升扩大普惠金融的地理范围，提高居民消费与收入，激发企业的产品需求，进而形成对企业全要素生产率的积极影响。栏（II）和栏（IV）中，数字金融使用深度的估计系数分别为0.527和0.394，且均在5%水平上统计显著为正，表明数字金融使用深度提高有助于促进企业全要素生产率的提升。使用深度的提高代表地区数字金融可以提供更多包括信贷、投资、征信、保险等业务，提升金融供给与金融需求的契合度，金融业务能力得到充分拓展，一方面，提高金融供给的有效性以及普惠效应，强化数字金融影响企业生产率的产品需求渠道。另一方面，形成多维度的金融竞争，倒逼传统金融机构转型，这有助于缓解企业融资约束，帮助企业实现最优投融资决策，提高自身生产率水平。

以上结果可得，数字金融覆盖广度和数字金融使用深度均有利于提升企业全要素生产率，这为我国后续数字金融建设指明了方向：不仅要注重数字金融广度覆盖，实现普惠金融，而且要注重金融服务深度的挖掘，充分提高数字金融服务能力。

表4 不同维度的数字金融发展对企业全要素生产率的影响

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 被解释变量 | (I) | (II) | (III) | (IV) |
| 全要素生产率I | | 全要素生产率II | |
| 数字金融覆盖广度 | 0.640\*\*\*  (2.940) |  | 0.753\*\*\*  (2.705) |  |
| 数字金融使用深度 |  | 0.527\*\*\*  (3.716) |  | 0.394\*\*  (2.196) |
| 常数项 & 控制变量 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 年份固定效应 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 行业固定效应 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 拟合优度 | 0.815 | 0.815 | 0.457 | 0.457 |
| 观测值 | 13803 | 13803 | 13803 | 13803 |

（二）内生性处理

在回归模型中，本文对数字金融发展指标进行了滞后一期处理，力求控制潜在的反向因果关系对回归结论的影响。然而即便本文加入了一系列控制变量，模型依旧可能存在着由遗漏某些重要变量而导致的内生性问题。为此，本文采用工具变量法以及双重差分模型加以缓解。

1.工具变量法。本文分别选择历史上的每万人固定电话数和人均邮电业务量作为工具变量。理由如下：一方面，我国宽带和互联网技术的发展开始于固定电话的普及，那么固定电话普及率较高的地区可能具有较高的数字金融发展水平，由于邮局是铺设固定电话的执行部门，因此邮电业务也可能影响数字金融发展程度；另一方面，历史上每万人固定电话数和人均邮电业务量对当前的企业全要素生产率几乎没有影响，即便是当今的每万人固定电话数和人均邮电业务量对企业生产率的影响也较小。综上，历史上的每万人固定电话数和人均邮电业务量均满足相关性和排他性要求，适合作为工具变量。本文采用的是1999年每万人固定电话数（工具变量I）和1999年人均邮电业务量（工具变量II），这样可以尽可能保证数据的完整性。

表5 Panel B中提供了工具变量法的一阶段回归结果。工具变量I和工具变量II的估计系数在1%水平上统计显著为正，说明在历史上固定电话普及率较高和邮电业务发达的地区，数字金融发展较好，这与上文分析相符。Panel A栏（I）和栏（II）中数字金融发展的回归系数分别为2.126和2.407，均在1%水平上统计显著，说明在控制了潜在的内生性影响之后，数字金融发展显著促进企业全要素生产率的提升，上文结论依旧成立，同时相较于表2的栏（V）和栏（VI），数字金融发展的回归系数绝对值明显变大，符合工具变量法估计结果的惯例。一阶段回归F值为247.583，远大于16.38，表明工具变量和与解释变量相关性较强，排除了弱工具变量问题。过度识别检验中P值分别为0.580和0.717，大于0.1，拒绝过度识别的原假设。

考虑到1997年我国开始实施邮电分营，因此工具变量II的选取可能存在一定的偏误。为此，本文以工具变量I单独作为数字金融发展的工具变量。第二阶段的回归结果汇报于Panel A栏（III）和栏（IV）。解释变量的回归系数分别为2.040和2.478，依然在1%水平上统计显著。一阶段回归F值为473.423，同样排除了弱工具变量问题。

表5 内生性处理：工具变量法

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Panel A：IV回归结果 | | | | |
| 被解释变量 | (I) | (II) | (III) | (IV) |
| 全要素生产率I | 全要素生产率II | 全要素生产率I | 全要素生产率II |
| 数字金融发展 | 2.126\*\*\*  (3.253) | 2.407\*\*\*  (3.045) | 2.040\*\*\*  (3.075) | 2.478\*\*\*  (3.104) |
| 常数项 & 控制变量 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 年份固定效应 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 行业固定效应 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 一阶段回归F值 | 247.583\*\*\* | | 473.423\*\*\* | |
| 过度识别检验P值 | 0.580 | 0.717 |  |  |
| 拟合优度 | 0.756 | 0.239 | 0.757 | 0.238 |
| 观测值 | 13803 | 13803 | 13803 | 13803 |
| Panel B ：一阶段回归结果 | | | | |
| 被解释变量 | 数字金融发展 | | | |
| 工具变量I | 0.305\*\*\*  (9.70) | | 0.4036\*\*\*  (21.76) | |
| 工具变量II | 0.236\*\*\*  (3.80) | |  | |

2.双重差分方法。业界普遍视2013年余额宝诞生为中国数字金融发展的元年。在随后的七年里，中国整体的数字金融取得了长足的发展。考虑到不同地区所具备的数字金融发展所要求的基础条件存在差异，2013年以后各省的数字金融发展进程理应不同。在基础条件优异的省份，数字金融产业将获得更快的发展。据此，本文构建双重差分模型，进一步检验数字金融发展对企业生产率的影响，具体的模型如下：

（2）

我们构建了时间变量，若样本时间处于2013年以后，取值为1，否则为0。为组别变量，结合前文分析，需要依据各省份或直辖市所具备的基础条件进行划分。鉴于数据可得性，本文重点关注地区的光缆铺设长度和移动电话普及度。与通信电缆不同，光缆是以玻璃质纤维为传导体，传输的是光信号，光缆铺设将为地区数字金融的发展提供重要的通信与数据传输基础。移动电话普及无疑将推动当地移动互联网的发展，后者也是数字金融发展的重要条件。本文从EPS数据库获取各省或直辖市2013年每万人总光缆线路长度、每万人长途光缆线路长度以及每百人移动电话数，若企业所在地区的三个指标数值均高于同年样本中位数，记为处理组，取值为1，否则为控制组，取值为0，一共有509家上市公司记为处理组。为组别变量和时间变量的交乘项，其他设计与模型（1）一致。本文将核心解释变量的时间区间限定为2011-2016年，被解释变量的时间区间限定为2012-2017年，以保持政策发生前后样本时间长度的对称性。回归结果汇报于表6。

本文重点关注时间变量和组别变量的交互项的估计系数，Panel A栏（I）和栏（II）中，分别为0.059和0.054，且均在5%水平上统计显著，说明在中国数字金融发展的元年之后，与对照组相比，处理组的企业全要生产率上升，因此，数字金融发展的正向冲击有助于推动企业生产率的提升。

本文还以北京大学发布的数字金融指数为代理变量，检验2013年之后，相较于控制组，处理组是否获得更大程度的数字金融发展。Panel B提供了数字金融指数的组间差异检验结果。首先，本文分别计算了每一年处理组和控制组的数字金融指数的30%分位数、50%分位数以及70%分位数，然后分别求出各分位数在2011-2013年间以及2014-2016年间的均值，并统计检验不同组别之间的均值差异。在2011-2013年间，处理组30%分位数的均值为0.2999，控制组30%分位数的均值为0.2307，组别差异为0.0692，且在1%水平上显著，而在2011-2013年间，处理组30%分位数的均值为0.6214，控制组30%分位数的均值为0.5364，组别差异为0.0850，同样在1%水平上显著。结果表明，在中国数字金融元年之后，各地的数字金融水平得到了显著的提升，但相比于控制组，处理组获得更大程度的数字金融发展，验证了模型设计的合理性。

表6 内生性处理：双重差分法

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Panel A：双重差分法的回归结果 | | | | | | | | | | |
| 被解释变量 | | | | (1) | | | | (2) | | |
| 全要素生产率I | | | | 全要素生产率II | | |
| 组别变量×时间变量 | | | | 0.059\*\*  (2.530) | | | | 0.054\*\*  (1.983) | | |
| 组别变量 | | | | -0.014  (-0.506) | | | | 0.004  (0.125) | | |
| 常数项 & 控制变量 | | | | 控制 | | | | 控制 | | |
| 年份固定效应 | | | | 控制 | | | | 控制 | | |
| 行业固定效应 | | | | 控制 | | | | 控制 | | |
| 拟合优度 | | | | 0.814 | | | | 0.458 | | |
| 观测值 | | | | 10591 | | | | 10591 | | |
| Panel B：数字金融指数的组别差异 | | | | | | | | | | |
|  | | | 2011-2013年 | | | | 2014-2016年 | | | |
|  | 30% | 50% | | | 75% | 30% | | | 50% | 75% |
| 组别变量=1 | 0.2999 | 0.3569 | | | 0.3569 | 0.6214 | | | 0.6558 | 0.6558 |
| 组别变量=0 | 0.2307 | 0.2984 | | | 0.3132 | 0.5364 | | | 0.5957 | 0.6065 |
| 指数差值 | 0.0692\*\*\* | 0.0585\*\*\* | | | 0.0437\*\*\* | 0.0850\*\*\* | | | 0.0601\*\*\* | 0.0493\*\*\* |

双重差分分析需要进行平行趋势检验和安慰剂检验。本文估计以下回归模型：

（3）

是相对于数字金融元年（2013年）的年份虚拟变量，如果当年相对于2013年相差t个年度，那么取值为1，否则为0。模型（3）的被解释变量选择为全要素生产率II，以全要素生产率I为被解释变量的回归结果留存备索。本文绘制了平行趋势假设检验图（图1），即绘制了年份虚拟变量与组别变量的交互项的系数的估计结果。从图中可以发现，在数字金融元年的前2期中，数字金融冲击对企业全要素生产率的政策效果不显著，说明在政策实施前，处理组和对照组企业的全要素生产率不存在明显的差异，具有相同的变化趋势。在数字金融元年的后2-3年，数字金融冲击对企业全要素生产率的效果显著为正，表明本文的双重差分模型通过平行趋势检验。

接下来，本文进行安慰剂检验，以排除未观测到的遗漏变量的影响。本文随机构造伪处理组，具体地，随机选取了509家上市公司，然后重新估计模型（2）。重复操作上述过程1000次。图2报告了1000次随机分配后变量时间变量与组别变量的交互项的估计系数的分布及其相关的p值。可以得出，估计系数均值接近于0，大多数估计值的p值大于0.1，且分布呈现正态。上述表明，本文的双重差分分析通过了安慰剂检验。

至此，本文运用了工具变量法和双重差分法，缓解潜在的内生性问题对基准结论的影响。从结果来看，核心变量的显著性和符号没有发生明显的变化，表明模型内生性问题并不严重，前述的回归结论具有良好的稳健性。



图1 平行趋势假设检验图



图2 安慰剂检验图

（三）稳健性检验

1.更换解释变量。同一省份下不同城市之间在经济增长、金融发展等方面存在着较大的差异，而这可能会对本文结论造成影响。鉴于此，本文采用城市层面的数字金融发展替换模型（1）中的解释变量，回归结果汇报于表7。

栏（I）中城市数字金融发展的回归系数为0.572，且在1%水平上统计显著，说明城市层面的数字金融发展对企业全要素生产率产生了积极影响。进一步地，本文将指标升维为两个对称的层面：城市数字金融覆盖广度和城市数字金融使用深度，根据栏（II）和栏（III）的结果，城市数字金融覆盖广度和城市数字金融使用深度的估计系数依然在1%统计水平显著为正，并且城市数字金融使用深度的系数明显大于数字金融覆盖广度，这与上文结论和政策建议相符，我国不仅要注重普惠金融建设，扩大金融科技覆盖广度，而且要加强数字金融深度建设，深挖金融服务经济潜力。

表7 稳健性检验：更换解释变量I

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 被解释变量 | (I) | (II) | (III) | (IV) | (V) | (VI) |
| 全要素生产率I | | | 全要素生产率II | | |
| 城市数字金融发展 | 0.572\*\*\*  (3.699) |  |  | 0.896\*\*\*  (4.651) |  |  |
| 城市数字金融覆盖广度 |  | 0.383\*\*\*  (3.254) |  |  | 0.655\*\*\*  (4.575) |  |
| 城市数字金融使用深度 |  |  | 0.646\*\*\*  (4.312) |  |  | 0.787\*\*\*  (4.152) |
| 常数项 & 控制变量 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 年份固定效应 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 行业固定效应 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 拟合优度 | 0.815 | 0.815 | 0.815 | 0.459 | 0.459 | 0.459 |
| 观测值 | 13793 | 13793 | 13793 | 13793 | 13793 | 13793 |

仅采用数字金融普惠金融指数作为数字金融发展的代理指标并不稳健。考虑到数字金融发展依赖于互联网平台，地区互联网发展水平一定程度上可以反映当地数字金融发展程度，为此本文采用互联网发展指标作为数字金融发展的代理变量。本文采用互联网普及率来衡量地区的互联网发展程度，数据来源于《中国互联网络发展统计公告》，目前数据仅更新至2016年。本文将互联网普及率替换模型（1）中的解释变量，回归结果汇报于表8。

栏（I）中互联网普及率的回归系数分别为0.003和0.003，均在10%水平上统计显著，说明互联网发展显著积极影响了当地企业生产率。

表8 稳健性检验：更换解释变量II

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 被解释变量 | (I) | (II) |
| 全要素生产率I | 全要素生产率II |
| 互联网普及率 | 0.003\*\*  (2.285) | 0.003\*  (1.692) |
| 常数项 & 控制变量 | 控制 | 控制 |
| 年份固定效应 | 控制 | 控制 |
| 行业固定效应 | 控制 | 控制 |
| 拟合优度 | 0.814 | 0.459 |
| 观测值 | 10591 | 10591 |

2.地区固定效应。本文的解释变量为地区层面变量。为了排除可能存在的不随地区而变化的因素对基准结论的影响，本文在回归模型中控制地区固定效应，估计结果汇报于表9。可以得出，数字金融发展的估计系数依然均在5%上统计显著为正，表明本文的基准结论仍然成立。

表9 稳健性检验：城市固定效应

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 被解释变量 | (I) | (II) | (III) | (IV) |
| 全要素生产率I | | 全要素生产率II | |
| 数字金融发展 | 0.467\*\*\*  (3.966) | 0.788\*\*\*  (6.199) | 0.153\*\*  (2.576) | 0.153\*\*  (2.576) |
| 常数项 & 控制变量 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 城市固定效应 | 不控制 | 不控制 | 控制 | 控制 |
| 省份固定效应 | 控制 | 控制 | 不控制 | 不控制 |
| 拟合优度 | 0.757 | 0.288 | 0.784 | 0.784 |
| 观测值 | 10476 | 10476 | 13800 | 13800 |

3.排除部分因素的影响。本文参考唐松等（2020）的做法，剔除了位于直辖市的公司样本。此外本文将样本时间限定在2011-2014年，以排除2015年股灾所造成的金融冲击对研究结论的影响。回归结果汇报于表10的栏（I）-栏（IV），可以得出，数字金融发展的回归系数依然在10%水平上统计显著，本文的基准结论仍然成立。此外，本文还进一步加入地区金融发发展，以排除传统金融发展水平对全要素生产率的影响。本文使用商业银行金融机构贷款规模度量地方金融发展水平，地方金融发展水平的计算公式为年末商业银行贷款余额除以人口总数，指标越大，代表传统金融发展水平越高。回归结果汇报于表10的栏（V）和栏（VI）。可以得出，数字金融发展的回归系数依然在5%水平上统计显著，本文的基准结论仍然成立。

表10 稳健性检验：排除部分因素的影响

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 被解释变量 | (I) | (II) | (III) | (IV) | (V) | (VI) |
| 剔除了直辖市样本 | | 排除金融冲击的影响 | | 排除传统金融的影响 | |
| 全要素生产率I | 全要素生产率II | 全要素生产率I | 全要素生产率II | 全要素生产率I | 全要素生产率II |
| 数字金融发展 | 0.775\*\*\*  (3.231) | 0.708\*\*  (2.291) | 0.963\*\*\*  (3.305) | 0.700\*  (1.891) | 1.084\*\*\*  (3.825) | 0.859\*\*  (2.306) |
| 常数项 & 控制变量 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 年份固定效应 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 行业固定效应 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 拟合优度 | 0.815 | 0.457 | 0.826 | 0.469 | 0.816 | 0.459 |
| 观测值 | 13803 | 13803 | 6660 | 6660 | 13678 | 13678 |

（四）异质性分析

本文进一步考察数字金融影响企业生产率的横截性差异，这不仅有助于间接验证本文理论机制的合理性，而且可为制定精细化的政策建议提供经验基础。本文依据所有制、生命周期、行业属性以及地区方位四个角度开展异质性分析。具体地，本文构建以下计量模型：

（4）

其中，为企业虚拟变量，分别为国有企业虚拟变量, 成长型企业虚拟变量，消费制造业虚拟变量以及东部企业虚拟变量。若企业为国有企业，取值为1，否则为0。本文对企业的生命周期进行划分。若企业为成长型企业，取值为1，否则为0。若企业为消费制造业企业[[2]](#footnote-2)，取值为1，否则为0。若企业位于东部地区，取值为1，否则为0。表11汇报了模型（4）的回归结果。

表11的Panel A栏（I）和栏（II）汇报了基于企业产权性质的异质性分析结果。可以发现，数字金融发展与国有企业的交互项的估计系数均在5%水平上统计显著为负，说明相比于国有企业，数字金融发展对非国有企业生产率的作用更加显著。一方面，相比于国有企业，非国有企业面临着更为严重的外部融资约束。数字金融的融资约束缓解效应在非国有企业中发挥出更大的作用空间。另一方面，相比于国有企业，非国有企业规模较小，且市场本地化程度较高，有着更大的需求弹性。数字金融所产生的需求推动对需求弹性较大的企业产生更大的正面效果。因此，相比于国有企业，数字金融发展更有利于驱动非国有企业生产率的提升。

Panel A栏（III）和栏（IV）汇报了基于企业生命周期的异质性分析结果。可以发现，数字金融发展与成长型企业的交互项的估计系数均在5%水平上统计显著为正，说明相比于非成长型企业，数字金融发展对成长型企业生产率的作用更加显著。本文认为，相比于非成长企业，成长型企业处于资产扩张的上升通道，对外部融资具有较高的需求。因此，数字金融发展的融资约束效应在成长型企业中有着更显著的作用。

Panel B栏（I）和栏（II）汇报了基于企业行业属性的异质性分析结果。可以得出，数字金融发展与消费制造业的交互项的估计系数均在10%水平上统计显著为正，说明相比于非消费制造业企业，数字金融发展对消费制造业企业的作用更加显著。本文认为，消费制造业多处于下游行业，将直接受益于数字金融所带动的产品需求增长，即数字金融的产品需求驱动效应对消费制造业作用更加显著。

Panel B栏（III）和栏（IV）汇报了基于企业地区方位的异质性分析结果。可以得出，数字金融发展与东部企业的交互项的估计系数均在5%水平上统计显著为负，说明相比于东部企业，数字金融发展对中西部企业的作用更加显著。本文认为，相比于东西地区，中西部地区经济发展较为落后，金融供给相对不足。数字金融发展较好地弥补了中西部地区的金融缺口，推动当地产品需求增长和企业融资环境改善，更大程度上推动了当地上市公司的全要素生产率增长。

表11 异质性分析结果

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Panel A：异质性分析I | | | | |
| 被解释变量 | (I) | (II) | (III) | (IV) |
| 全要素生产率I | 全要素生产率II | 全要素生产率I | 全要素生产率II |
| 数字金融发展×国有企业 | -0.139\*\*\*  (-3.247) | -0.101\*\*  (-1.974) |  |  |
| 数字金融发展×成长型企业 |  |  | 0.097\*\*\*  (2.662) | 0.114\*\*  (2.531) |
| 常数项 & 控制变量 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 年份固定效应 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 行业固定效应 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 拟合优度 | 0.815 | 0.458 | 0.815 | 0.460 |
| 观测值 | 13803 | 13803 | 13803 | 13803 |
| Panel B：异质性分析II | | | | |
| 被解释变量 | (I) | (II) | (III) | (IV) |
| 全要素生产率I | 全要素生产率II | 全要素生产率I | 全要素生产率II |
| 数字金融发展×消费制造业 | 0.098\*  (1.918) | 0.135\*\*  (2.254) |  |  |
| 数字金融发展×东部企业 |  |  | -0.104\*\*  (-2.173) | -0.174\*\*\*  (-2.998) |
| 常数项 & 控制变量 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 年份固定效应 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 行业固定效应 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 拟合优度 | 0.815 | 0.457 | 0.815 | 0.458 |
| 观测值 | 13803 | 13803 | 13803 | 13803 |

六、数字金融影响企业全要素生产率的机制识别

理论分析部分提到，数字金融发展通过企业营收渠道以及金融效率渠道，间接促进了企业全要素生产率的提升。本文在现有数据的基础上，对上述间接机制进行检验。

（一）企业营收渠道

如前所述，数字金融刺激了居民消费，改善企业营收水平，进而促进企业全要素生产率。为验证此间接机制，本文首先验证数字金融发展与居民消费之间的正向关系，然后探究地区层面的消费水平是否改善企业营收水平。最后，本文考察企业营收是否在数字金融作用企业全要素生产率中起到中介作用。

1.数字金融发展与居民消费。借鉴现有研究（何宗樾、宋旭光，2020），本文基于2014年、2016年以及2018年的中国家庭追踪调查数据（CFPS），探究数字金融发展是否驱动居民消费水平提升。具体地，本文构建以下计量模型：

（5）

其中，代表家庭在年的家庭总消费，计算方式为样本家庭全部消费支出的自然对数。为家庭固定效应，为随机误差项。借鉴现有文献（何宗樾、宋旭光，2020），为地区层面以及家庭层面的控制变量，包括户主性别、户主年龄、户主年龄平方、教育水平、家庭净资产的自然对数、户主是否已婚、户主每月喝酒是否超过3次、户主是否健康、户主是否使用互联网、少儿抚养比、老年抚养比、家庭规模、省区人均GDP以及省区实际利率（名义利率减去各地区商品零售价格指数）。限于篇幅，变量的描述性统计以及控制变量的回归未报告，留存备索。表12 Panel A汇报了模型（5）的估计结果。栏（1）中，数字金融发展的回归系数为0.757，且在1%水平上统计显著，说明城市层面的数字金融发展对当地居民消费产生了积极影响。进一步地，将数字金融覆盖广度和数字金融使用深度替换计量模型中的解释变量，其他设计保持不变，回归结果见于栏（II）和栏（III）。可以发现，数字金融覆盖广度和数字金融使用深度的回归系数依然在1%水平上统计显著为正。本文还基于工具变量I，进行两阶段回归以控制潜在的内生性问题，回归结果汇报于栏（IV）。一阶段回归F值为34.526，排除了弱工具变量问题。数字金融发展的回归系数依然在统计显著为正，且数值与栏（1）相比变化不大。

进一步，本文构建了人均消费支出指标，将人均消费支出替换模型（5）的被解释变量，重复Panel A中的所有回归。可以发现，数字金融发展的回归系数依然在统计显著为正。综上，本文利用2014年、2016年以及2018年的中国家庭追踪调查数据，实证证明了数字金融发展促进消费水平的提升。

表12 数字金融与居民消费

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Panel A: 数字金融发展与家庭总消费 | | | | |
| 被解释变量 | (I) | (II) | (III) | (IV) |
| 家庭总消费 | | | |
| 数字金融发展 | 0.757\*\*\*  (3.382) |  |  | 0.782\*\*  (2.161) |
| 数字金融覆盖广度 |  | 0.637\*\*\*  (3.177) |  |  |
| 数字金融使用深度 |  |  | 0.736\*\*\*  (3.818) |  |
| 常数项 & 控制变量 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 家庭固定效应 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 一阶段回归F值 |  |  |  | 34.526\*\*\* |
| 拟合优度 | 0.757 | 0.288 | 0.784 | 0.784 |
| 观测值 | 10476 | 10476 | 13800 | 13800 |
| Panel B: 数字金融发展与人均消费 | | | | |
| 被解释变量 | (I) | (II) | (III) | (IV) |
| 人均消费支出 | | | |
| 数字金融发展 | 0.909\*\*\*  (3.727) |  |  | 0.810\*\*  (2.235) |
| 数字金融覆盖广度 |  | 0.778\*\*\*  (3.753) |  |  |
| 数字金融使用深度 |  |  | 0.854\*\*\*  (3.758) |  |
| 常数项 & 控制变量 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 家庭固定效应 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 一阶段回归F值 |  |  |  | 34.526\*\*\* |
| 拟合优度 | 0.851 | 0.853 | 0.850 | 0.851 |
| 观测值 | 9352 | 9352 | 9352 | 9352 |

2. 地区消费与企业营收。为进一步验证经济需求提振改善企业营收水平，本文将消费与企业经营联系起来，关注地区消费水平的变化。具体地，本文构建以下计量模型：

(6)

其中，代表企业在年的营业收入水平，分别为营业收入的自然对数（企业营收I）以及营业收入占总资产的比例（企业营收II）。为地区消费水平。鉴于数据可得性，定义为社会消费品零售总额占该省生产总值的比例。其他设计与模型（1）一致。本文对企业营收变量进行了1%水平的缩尾处理。若地区消费提升有助于改善企业营收水平，那么估计系数应统计显著为正。表13汇报了模型（6）的估计结果。无论采用企业营收I还是企业营收II作为被解释变量，地区消费的估计系数均统计显著为正，表明消费提升促进企业营收改善。

一种潜在的担忧在于：如果企业营业收入能够通过消费水平提升得到改善，那么低效率企业是否无需通过提高生产效率而持续获得利润呢？为此，本文进一步地对模型（6）进行分样本回归。具体地，本文根据企业当年的全要素生产率I将样本分为两组，即高生产率企业样本和低生产率企业样本。本文发现，地区消费的估计系数仅在高生产率企业样本中显著为正，说明地区消费主要缓解了高生产率企业的营收水平。为此，本文认为，造成这种现象的主要原因在于高生产率企业内部管理经营效率较高，产品升级较快，能够迎合消费者需求的变化。分样本回归结果缓解了上述的担忧。

表13 地区消费对企业营收的影响

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 被解释变量 | (I) | (II) | (III) | (IV) | (V) | (VI) |
| 全样本 | | 低生产率企业样本 | | 高生产率企业样本 | |
| 企业营收I | 企业营收II | 企业营收I | 企业营收II | 企业营收I | 企业营收II |
| 地区消费 | 0.336\*  (1.830) | 0.356\*\*\*  (2.882) | -0.091  (-0.421) | 0.045  (0.531) | 0.414\*\*  (2.003) | 0.393\*\*  (2.194) |
| 常数项 & 控制变量 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 年份固定效应 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 行业固定效应 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 拟合优度 | 0.815 | 0.457 | 0.677 | 0.449 | 0.872 | 0.509 |
| 观测值 | 13803 | 13803 | 8129 | 8129 | 8126 | 8126 |

3.企业营收的中介作用。此部分本文将探究营业收入在数字金融发展影响企业全要素生产率的中介作用，本文构建以下中介递归模型：

（7）

（8）

（9）

其中为中介变量。即企业营收指标，其他设计与模型（1）一致。回归结果汇报于表14。Panel A 栏（II）中，数字金融发展的回归系数在1%水平上统计显著为正，数值为0.528，表明数字金融发展改善上市公司的销售水平，与上文分析结论一致。数字金融发展程度每上升1个单位，企业营业收入提升0.528%。由栏（III）的回归结果可得，在加入中介变量企业营收I后，数字金融对企业全要素生产率的解释力度明显降低，产品需求的中介传导机制成立，中介效应大小为0.398（）。进一步地，本文替换被解释变量以及中介变量，依然可以得到相同的结论。综上，本文验证了数字金融发展通过改善企业营收水平，进而积极影响企业全要素生产率水平。

表14 数字金融发展影响企业全要素生产率的中介效应：企业营收

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Panel A：以企业营收I为中介变量 | | | | | | |
| 被解释变量 | (I) | (II) | (III) | (IV) | (V) | (VI) |
| 全要素生产率I | 企业营收I | 全要素生产率I | 全要素生产率II | 企业营收I | 全要素生产率II |
| 数字金融发展 | 0.775\*\*\*  (3.231) | 0.528\*\*  (2.193) | 0.377\*\*\*  (2.899) | 0.708\*\*  (2.291) | 0.528\*\*  (2.193) | 0.486\*  (1.707) |
| 企业营收I |  |  | 0.753\*\*\*  (67.107) |  |  | 0.422\*\*\*  (19.257) |
| 常数项 & 控制变量 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 年份固定效应 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 行业固定效应 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 拟合优度 | 0.815 | 0.906 | 0.914 | 0.457 | 0.906 | 0.518 |
| 观测值 | 13803 | 13803 | 13803 | 13803 | 13803 | 13803 |
| Panel B：以企业营收II为中介变量 | | | | | | |
| 被解释变量 | (I) | (II) | (III) | (IV) | (V) | (VI) |
| 全要素生产率I | 企业营收II | 全要素生产率I | 全要素生产率II | 企业营收II | 全要素生产率II |
| 数字金融发展 | 0.775\*\*\*  (3.231) | 0.407\*\*  (2.318) | 0.365\*\*  (2.411) | 0.708\*\*  (2.291) | 0.407\*\*  (2.318) | 0.432  (1.524) |
| 企业营收II |  |  | 1.007\*\*\*  (44.723) |  |  | 0.680\*\*\*  (20.372) |
| 常数项 & 控制变量 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 年份固定效应 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 行业固定效应 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 拟合优度 | 0.815 | 0.489 | 0.899 | 0.457 | 0.489 | 0.532 |
| 观测值 | 13803 | 13803 | 13803 | 13803 | 13803 | 13803 |

（二）金融效率渠道

如前所述，数字金融提升了传统金融体系的效率，降低企业外部融资难度，进而促进企业全要素生产率。为验证这一间接机制，本文首先需要验证数字金融发展是否缓解了传统金融体系的短板对企业的负面影响，然后考察企业外部融资是否在数字金融作用企业全要素生产率中起到中介作用。

1.数字金融与传统金融效率。理论分析提到，数字金融通过强化金融竞争、技术溢出、提高区域之间金融资金的流通效率，提高传统金融体系的效率。因此，本文主要关注以下传统金融的短板：一是银行结构不合理，银行结构与企业结构不匹配一直以来是传统金融中的瓶颈，垄断性银行结构下，大银行的融资特性以及甄别软信息的能力要求其主要为大企业和国有企业服务，区域银行竞争度也未能得到充分强化，具有较高投资需求和创新倾向的中小民营企业难以获得融资支持，进而导致整体企业生产效率低下（蔡卫星，2019）；第二，金融供给地理结构不合理，我国地方金融发展相对滞后，而金融距离又会提高金融交易的信息成本和监督成本，加之各种体制性壁垒广泛存在，资金跨区域流动受到限制，地方企业难以获得金融中心的溢出效应（陶锋等，2017），金融供给难以匹配地方经济快速所带来的金融需求。结合理论分析，本文认为数字金融发展提升传统金融效率，减轻垄断性银行结构和地方金融发展不平衡对企业的负面影响，降低企业外部融资难度。本文构建以下计量模型：

（10）

其中，代表城市银行垄断虚拟变量。本文采用融资成本来度量企业外部融资难度，计算公式为财务费用除以营业收入。考虑到银行结构的微观影响具有明显的城市分割性（蔡卫星，2019），因此本文采用的是城市层面的银行结构指标。本文利用中国银监会所公布的金融许可证信息，借助Python软件，细致地整理原始数据中的各个银行分支机构的成立时间、办公地点以及退出情况，获得每个城市在每一年所拥有的各类商业银行分支网点数量，包括国有银行、股份制银行、城市商业银行以及农村商业银行，在此基础上构建城市层面的银行业赫芬达指数，以此作为反映城市银行业竞争程度的代理指标。赫芬达指数越大，表明该城市银行业垄断程度越高。本文进一步依据赫芬达指数，将同一省份的样本划分为两组，高于中位数的观测值归为高垄断程度的一组，此时记为1，否则为0。所获取到的金融许可证信息更新至2017年，因此，在模型（8）的回归中，核心解释变量的时间区间为2011-2017年，被解释变量的时间范围为2012-2018年，其他设计与模型（1）一致。表15栏（I）汇报了模型（10）的估计结果。其中银行垄断的估计系数在5%水平上统计显著为正，说明垄断性银行结构加大了企业的融资难度，与上文分析相符。数字金融与银行垄断的交互项的估计系数为-0.006，在10%水平上统计显著，结合银行垄断和数字金融各自的估计系数，证明了数字金融减轻垄断性银行结构对企业外部融资的负面影响。

进一步，本文探究数字金融发展能否减轻地方金融发展不平衡对企业融资的负面影响。本文构建两个指标和。为金融集聚指标，考虑到传统金融供给跨区域流动的限制，此处依然采用城市层面的金融集聚指标，借鉴陶锋等（2017），的计算公式为年末金融机构贷款余额除以城市面积，指标越大，代表金融集聚程度越高。为金融距离指标，为企业所在城市到该省省会的地理距离，地理距离越远，金融中心的溢出效应越弱，这里将省会视为该省的金融中心（陶锋等，2017），若企业地址正位于金融中心，取值为0。本文用金融集聚和金融距离分别替换模型（11）中的银行垄断，表15栏（II）和栏（III）汇报了相应的估计结果。可以发现，金融集聚和金融距离的估计系数分别为1%水平上统计显著为正和负，表明地方金融集聚程度较低和金融中心溢出效应较弱会加大了企业的融资难度，与上文分析相符。数字金融与金融集聚的交互项的估计系数在1%水平上统计显著为正，数字金融与金融距离的交互项的估计系数在1%水平上统计显著为负，说明数字金融发展可以缓解地方金融发展不足对企业外部融资的负面影响。

综上，可以得出，数字金融发展有利于提高传统金融体系服务效率，减轻低效率的传统金融现象对企业外部融资的负面影响。

表15 数字金融发展与传统金融效率

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 被解释变量 | (I) | (II) | (III) |
| 融资成本 | | |
| 银行垄断×数字金融发展 | -0.006\*  (-1.805) |  |  |
| 银行垄断 | 0.005\*\*  (1.997) |  |  |
| 金融集聚×数字金融发展 |  | 0.032\*\*\*  (3.758) |  |
| 金融集聚 |  | -0.028\*\*\*  (-3.849) |  |
| 金融距离×数字金融发展 |  |  | -0.026\*\*\*  (-2.612) |
| 金融距离 |  |  | 0.024\*\*\*  (3.579) |
| 数字金融发展 | -0.030\*\*  (-2.443) | -0.031\*\*\*  (-2.882) | -0.029\*\*\*  (-2.685) |
| 常数项 & 控制变量 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 年份固定效应 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 行业固定效应 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 拟合优度 | 0.456 | 0.451 | 0.452 |
| 观测值 | 13494 | 16107 | 16260 |

2.外部融资的中介作用。此部分本文将探究外部融资在数字金融发展影响企业全要素生产率的中介作用。同样，本文采用融资成本作为中介变量，重新估计上述的中介递归模型，回归结果汇报于表16。

栏（II）中，数字金融发展的回归系数在1%水平上统计显著为负，数值为-0.034，表明数字金融发展有利于降低企业外部融资难度，数字金融发展程度每上升1个百分点，企业融资成本下降0.034个百分点。由栏（III）的回归结果可得，在加入中介变量融资成本后，数字金融发展对企业全要素生产率的解释力度降低，外部融资的中介传导机制成立，且中介效应大小为0.161（）。本文也采用融资约束指标KZ指数作为中介变量，同样可以得到中介效应成立的结论。限于篇幅，KZ指数的构建以及回归结果未报告，留存备索。

以上表明，虽然数字金融并未直接服务于上市公司，但总体而言，数字金融发展可通过提升传统金融体系效率，降低企业外部融资成本，进而积极影响企业全要素生产率水平。此外，可以发现，企业营收渠道的中介效应显著大于金融效率渠道，说明数字金融发展主要通过改善企业营收水平来促进企业全要素生产率提升。

表16 数字金融发展影响企业全要素生产率的中介效应：融资成本

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 被解释变量 | (I) | (II) | (III) | (IV) | (V) | (VI) |
| 全要素生产率I | 融资成本 | 全要素生产率I | 全要素生产率II | 融资成本 | 全要素生产率II |
| 数字金融发展 | 0.775\*\*\*  (3.231) | -0.034\*\*\*  (-2.861) | 0.614\*\*\*  (2.712) | 0.708\*\*  (2.291) | -0.034\*\*\*  (-2.861) | 0.605\*\*  (1.992) |
| 融资成本 |  |  | -4.740\*\*\*  (-12.013) |  |  | -3.044\*\*\*  (-7.093) |
| 常数项 & 控制变量 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 年份固定效应 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 行业固定效应 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 拟合优度 | 0.815 | 0.461 | 0.827 | 0.469 | 0.461 | 0.467 |
| 观测值 | 13803 | 13803 | 13803 | 13803 | 13803 | 13803 |

（三）当期生产率的作用

最后，本文将讨论数字金融发展与不同期生产率之间的关系。前文回归中，为了控制反向因果关系的干扰，本文均采用下一期的全要素生产率作为被解释变量。考虑经济指标变化的惯性，下一期的生产率水平可能受到当期生产率水平的影响。相关问题在于：数字金融发展究竟是影响当期生产率，还是下一期生产率水平，本文将对此进行解答。本文用替换模型（7）-（9），回归结果汇报于表1。栏（II）和栏（V）显示，数字金融发展的估计系数为正，表明数字金融发展对当期生产率也存在促进作用。栏（III）和栏（VI）中，当期生产率的回归系数均显著为正，说明下一期生产率受当期生产率的影响，回归结果符合预期。加入当期生产率变量之后，数字金融发展对下一期生产率的回归系数的绝对值明显变小，表明数字金融发展通过促进当期生产率水平，进而作用下一期的全要素生产率。

表17 当期生产率的作用

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 被解释变量 | (I) | (II) | (III) | (IV) | (V) | (VI) |
| 下一期生产率I | 当期生产率I | 下一期生产率I | 下一期生产率II | 当期生产率II | 下一期生产率II |
| 数字金融发展 | 0.775\*\*\*  (3.231) | 0.505\*\*  (2.230) | 0.316\*\*\*  (4.344) | 0.708\*\*  (2.291) | 0.430  (1.418) | 0.331\*\*\*  (4.097) |
| 当期生产率I |  |  | 0.908\*\*\*  (118.429) |  |  |  |
| 当期生产率II |  |  |  |  |  | 0.879\*\*\*  (127.049) |
| 常数项 & 控制变量 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 年份固定效应 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 行业固定效应 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 拟合优度 | 0.815 | 0.847 | 0.940 | 0.457 | 0.479 | 0.855 |
| 观测值 | 13803 | 13803 | 13803 | 13803 | 13803 | 13803 |

七、结论与政策建议

近年来，得益于监管相对宽松、科学技术进步、传统金融供给不足等，中国数字金融产业蓬勃发展。数字金融其借助移动互联网、人工智能、区块链、大数据以及云计算等数字技术，降低金融服务门槛，拓展金融服务的触达范围，促进金融供给和金融需求的有效对接。在人工智能快速发展、金融改革以及经济新常态的背景下，探究数字金融发展如何影响当地企业全要素生产率之间的关系无疑具有重要的理论价值和现实意义。本文不仅从理论上剖析两者之间的关系，而且基于2011-2019年沪深两市上市公司数据和北京大学数字金融研究中心发布的数字金融普惠金融指数，展开详细的实证分析，得到如下结论：首先，数字金融发展显著提高了当地企业的全要素生产率水平，影响效应呈动态衰减特征，经内生性处理、更换关键变量、控制地区固定效应以及排除干扰因素等稳健性检验后，研究结论依然成立；其次，将指数进行升维为数字金融覆盖广度和数字金融使用深度，发现两个维度数字金融发展的提升均有助于提高企业全要素生产率；再次，异质性分析显示，数字金融发展的生产率驱动效应在非国有企业、成长型企业、消费制造业以及中西部企业中作用更加显著；最后，机制分析表明，数字金融发展可通过企业营收渠道和金融效率渠道，间接影响企业全要素生产率，具体表现为一是数字金融发展促进居民消费，改善企业营收水平；二是数字金融发展减轻低效率的传统金融现象对企业的负面影响，降低企业外部融资难度。

本文从数字金融角度研究了金融市场发展对企业生产率的影响，为如何支持企业提升生产率提供了新的经验参考。本文结论具有如下几方面政策启示：第一，我国应该肯定数字金融对实体经济的正向经济效应，在严控金融风险的前提下，支持数字金融产业进一步发展壮大，同时我国还要支持数字金融底层的技术产业，例如大数据、云计算、区块链技术等，制定必要的税收补贴政策和融资优惠政策，支持数字金融和高新技术产业协同发展；在严控金融风险的前提下，政府可适当地降低数字金融的准入门槛，强化数字金融产业竞争，提升优胜劣汰效应；在建设数字金融产业时，不仅要考虑广度覆盖，还要注重数字金融深度建设，提升金融服务能力。第二，地方政府可以考虑通过发展数字金融来实现扩大内需战略，扶持保护消费制造业的发展；我国应该鼓励数字金融产业向中西部扩张，为中西部地区扩大有效金融供给，强化金融竞争，实现普惠金融提供重要的金融创新。第三，我国应该持续关注传统金融体系下处于贷款弱势方的非国有企业和成长型企业，加快金融科技的开发，降低非国有企业和成长型企业的信息不对称，鼓励金融机构向非国有企业和成长型企业发放贷款，为特定的非国有和成长型企业贷款实施定向降准；我国可以考虑在银行分支机构分布相对饱和，但银行结构与地区经济结构不匹配问题依然未得到有效解决的地区，广泛发展数字金融和金融科技，推动国有银行数字化进程，鼓励传统金融机构数字金融转型，运用大数据技术进行贷款评估，构建征信体系，不断优化软信息识别算法，为缺乏硬信息的中小民营企业提供融资支持。最后，考虑到数字金融依托于互联网平台，金融风险的传染性必然较为传统金融有所放大，隐蔽性也更强，监管部门要建立动态预警系统，实时监控风控指标，同时还应制定相应的风险处置措施，严范金融乱象，此外，对于数字金融的客户数据隐私问题和平台垄断问题，相关部门也应给予重视，严令各金融部门要切实保护好客户隐私信息，完善反垄断法，坚决打击市场垄断行为。

参考文献：

蔡卫星，2019：《银行业市场结构对企业生产率的影响——来自工业企业的经验证据》,《金融研究》第4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 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。

何宗樾 宋旭光，2020：《数字金融发展如何影响居民消费》，《财贸经济》第8期。

简泽 徐扬 吕大国 卢任 李晓萍，2018：《中国跨企业的资本配置扭曲:金融摩擦还是信贷配置的制度偏向》，《中国工业经济》第11期。

邱晗 黄益平 纪洋，2018：《金融科技对传统银行行为的影响——基于互联网理财的视角》，《金融研究》第11期。

任曙明 吕镯，2014：《融资约束、政府补贴与全要素生产率——来自中国装备制造企业的实证研究》，《管理世界》第11期。

苏冬蔚 毛建辉，2019：《股市过度投机与中国实体经济:理论与实证》，《经济研究》第10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。

陶锋 胡军 李诗田 韦锦祥，2017：《金融地理结构如何影响企业生产率？——兼论金融供给侧结构性改革》，《经济研究》第9期。

项松林 魏浩，2014：《流动性约束对企业生产率的影响》，《统计研究》 第3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。

杨汝岱，2015：《中国制造业企业全要素生产率研究》，《经济研究》第2期。

Abbasi, K. et al(2021), “FinTech, SME efficiency and national culture: Evidence from OECD countries”, *Technological Forecasting and Social Change* 163, 120454.

Ackerberg, D. et al(2007), “Econometric tools for analyzing market outcomes”, *Handbook of Econometrics* 6:4171-4276.

Chang, C. C. & H. W. Tang(2021), “Corporate cash holdings and total factor productivity–A global analysis”, *The North American Journal of Economics and Finance* 55, 101316.

Chen, T. et al(2021), “Finance and firm volatility: Evidence from small business lending in China”, *Management Science*, Forthcoming.

Cheng, M. & Y. Qu(2020), “Does bank FinTech reduce credit risk? Evidence from China”, *Pacific-Basin Finance Journal* 63, 101398.

Dong, J. et al(2020), “Impact of internet finance on the performance of commercial banks in China”, *International Review of Financial Analysis* 72, 101579.

Holl, A.(2016), “Highways and productivity in manufacturing firms”, *Journal of Urban Economics* 93:131-151.

Hsieh, C. T. & P. J. Klenow(2009). “Misallocation and manufacturing TFP in China and India”, *The Quarterly Journal of Economics* 124(4):1403-1448.

Lee, C. C.(2021), “Does fintech innovation improve bank efficiency? Evidence from China’s banking industry”, *International Review of Economics & Finance* 74, 468-483.

Levine, O. & M. Warusawitharana(2019), “Finance and productivity growth: Firm-level evidence”. *Journal of Monetary Economics* 117:91-107.

Li, J. et al(2020), “The impact of digital finance on household consumption: Evidence from China”, *Economic Modelling* 86:317-326.

Phan, D. H. B. et al(2020), “Do financial technology firms influence bank performance?”, *Pacific-Basin finance journal* 62, 101210.

1. \* 陈中飞，暨南大学经济学院，邮编：510632，电子邮箱：hongyeczf@163.com；江康奇，暨南大学经济学院，邮编：510632，电子邮箱：kangqijiang@126.com；徐书林，暨南大学经济学院，邮编：510632，电子邮箱：linsxjn@163.com。本项研究得到教育部哲学社会科学研究重大课题攻关项目“我国全要素生产率提升与测算研究”（17JZD013）以及广东省自然科学基金杰出青年项目“粤港澳大湾区环境污染治理和经济高质量发展研究” （2021B1515020103）的资助。感谢匿名审稿专家的宝贵意见，文责自负。 [↑](#footnote-ref-1)
2. 本文将农副食品、食品、酒饮料和精制茶、烟草、纺织业、纺织服装、皮革毛皮羽毛及其制品和制鞋业、家具、造纸和纸制品、印刷和记录媒介复制业、文教工美体育和娱乐用品制造业、医药、化学纤维等13个大类行业确定为消费制造业。 [↑](#footnote-ref-2)