

金融科技与企业全要素生产率

——“赋能”和信贷配给的视角

宋 敏， 周 鹏， 司海涛

[摘要] 如何有效提升企业的全要素生产率是决定中国经济能否实现高质量发展的关键。金融科技能否依靠科技“赋能”传统金融机构,优化信贷资源配置,从而更好地服务实体经济呢?本文创新性地使用金融科技上市公司数量构建地区金融科技发展指标,利用2011—2018年A股上市公司数据,考察了金融科技发展对企业全要素生产率的影响及其机制。研究发现,金融科技能显著促进企业全要素生产率提高。使用工具变量、系统GMM以及DID估计缓解内生性后,结果依然稳健。机制分析表明,金融科技“赋能”降低了金融机构与企业之间的信息不对称,能在“量”上缓解企业融资约束,在“质”上提高信贷资源配置效率,这些都会显著促进企业全要素生产率提高。异质性分析表明,金融科技对提高企业全要素生产率的促进作用在小型民营企业、缺乏竞争的行业以及市场化进程缓慢的地区表现得更加明显。因此,在中国经济转型的关键时期,应持续推进金融科技发展,运用现代技术为金融“赋能”,使金融更好地服务实体经济,从而促进中国经济的高质量发展。

[关键词] 金融科技; 全要素生产率; 信息不对称; 融资约束; 信贷配置效率

[中图分类号]F270 **[文献标识码]**A **[文章编号]**1006-480X(2021)04-0138-18

一、引言

改革开放以来,依托资本、土地、劳动力等要素投入支撑,中国经济实现了41年的高速增长,年均增长率高达9.4%。但这种依赖要素驱动的发展模式,存在投入高、效率低的问题(郭庆旺和贾俊雪,2005)。随着人口结构、劳动力成本和供求关系的变化,单纯依靠要素积累的增长方式已难以为继,经济的持续增长必须依靠全要素生产率的提高(肖文和薛天航,2019)。党的十九大报告指出,“中国经济已由高速增长阶段转向高质量发展阶段”,要“加快建设制造强国,加快发展先进制造业,推动互联网、大数据、人工智能和实体经济深度融合”,“以供给侧结构性改革为主线,推动经济发展质量变革、效率变革、动力变革,提高全要素生产率”。

近年来,随着人工智能、大数据、区块链等新兴信息技术在金融领域的广泛应用,金融科技应运而生并取得快速发展。毕马威报告指出,截至2018年年末,全球金融科技融资额已达1118亿美元,

[收稿日期] 2020-08-24

[基金项目] 国家社会科学基金重大项目“新形势下全球创新网络演化及风险治理研究”(批准号20&ZD072);国家自然科学基金应急项目“防范化解中美贸易战可能引发的金融风险研究”(批准号71850004)。

[作者简介] 宋敏,武汉大学经济与管理学院教授,博士生导师,经济学博士;周鹏,武汉大学经济与管理学院博士研究生;司海涛,武汉大学经济与管理学院研究助理。通讯作者:司海涛,电子邮箱:sht_finance@foxmail.com。感谢匿名评审专家和编辑部的宝贵意见,当然文责自负。

较2017年增长约120%，其中亚洲地区吸引投资227亿美元，而中国吸引投资总额高达182亿美元。从注册情况看，2018年中国新增金融科技企业高达15004个，相当于2011年的19.8倍。从业务范围看，中国金融科技公司主要聚焦科技“赋能”，包括技术服务与咨询、数据处理与云计算、经济信息与投资咨询、软件开发与技术转让等。2019年8月，中国人民银行发布了《金融科技发展规划（2019—2021年）》，中国金融科技的发展正式上升至政府战略层面。那么，金融科技发展能否促进实体企业提高全要素生产率呢？其作用机制又是什么？既有研究主要考察了研发创新（唐未兵等，2014）、资源配置（Hsieh and Klenow, 2009）以及金融发展（林毅夫和孙希芳，2008）等因素对全要素生产率的影响，鲜有学者探究金融科技发展对企业全要素生产率的影响及其机制。在中国经济转型的关键时期，厘清它们之间的关系对于深化银行业改革、促进金融系统更好地服务实体经济，从而推动中国经济的高质量发展具有重要的理论和现实意义。

中国的金融体系是银行主导型，银行信贷是企业外部融资的首要来源。金融科技的快速发展给银行业带来了深刻的变革。既有研究指出，金融科技主要通过“技术溢出效应”和“竞争效应”影响传统金融机构（Fuster et al., 2019；孟娜娜等，2020）。其中，“技术溢出效应”是指金融科技公司利用其在信息技术上的比较优势对传统金融机构进行“赋能”，缓解传统金融机构面临的信息不对称难题（Lin et al., 2013；Huang et al., 2018），降低贷款成本、提高信贷配置效率；“竞争效应”是指金融科技公司会挤压传统金融机构的表内业务和表外业务，导致其盈利能力降低、经营风险上升（戴国强和方鹏飞，2014），进而迫使银行业深化改革，提高服务效率和质量（黄益平和黄卓，2018）。然而，中国信贷资源主要在银行为主的金融机构手中，再加上严格的金融牌照管控，鲜有金融科技公司从事信贷业务，“竞争效应”并不明显。因此，金融科技对实体经济的影响主要通过“技术溢出效应”，即金融科技对传统金融机构的科技“赋能”而实现。

本文创新性地使用地级市金融科技公司数量测度地区金融科技发展水平。目前，中国传统金融机构针对金融科技的布局主要有两种：与外部金融科技公司合作和成立金融科技部门（子公司）。由于金融科技公司技术密集、早期以及后期的创新投入较大，中小金融机构设立独立的金融科技公司可能并不经济，也难以有技术优势，与外部金融科技公司合作是主流选择。因此，在金融科技公司越多的地区，传统金融机构与金融科技公司之间达成战略合作的可能性就越大，金融科技对传统金融机构的“赋能”效应就越明显。因此，本文使用的金融科技公司数量能直接、全面地反映一个地区的金融科技发展水平，地区金融科技公司数量越多，金融科技发展水平越高。具体地，本文选取2011—2018年中国沪深A股上市公司为研究对象，探究地区金融科技发展对企业全要素生产率的影响。研究发现：金融科技发展能显著促进当地企业的全要素生产率；金融科技发展通过降低金融机构与企业之间的信息不对称，在数量上缓解企业的融资约束，在质量上提高部门之间的信贷配置效率，进而提高企业全要素生产率；在小型民营企业、缺乏竞争的产业以及市场化进程缓慢的地区，金融科技对企业全要素生产率的提升作用更明显。

本文的贡献如下：①创新性地使用金融科技公司数量构建地区金融科技发展水平指标。已有文献普遍采用的“构建金融科技词库+百度新闻检索数量”的方法（李春涛等，2020；盛天翔和范从来，2020），存在词库构建偏差、新闻重复转发以及新闻实为规划愿景等问题，测量误差较大；还有一些研究使用中国数字普惠金融指数作为金融科技的代理变量（邱晗等，2018；唐松等，2019；孟娜娜等，2020），然而，这一指数是基于支付宝用户（大多为个人）数据开发的，难以反映金融机构和一般企业的情况；除此之外，巴曙松等（2020）使用各省份金融科技研发投入费用作为金融科技规模的代理变量，但这一指标也因数据可得性限制难以测算到市/县级的水平。相对于传统的测度方法，本文使用

的金融科技公司数量能在一定程度上反映地区金融科技的真实发展情况,更为客观、准确,为后续关于金融科技发展的经验研究提供了有益的借鉴。②将金融科技纳入微观企业的全要素生产率分析框架,并从“赋能”和信贷配给出发,基于“量”和“质”的双重视角揭示金融科技促进全要素生产率的潜在机制,对全要素生产率的相关研究进行了补充。盛天翔和范从来(2020)基于金融科技能够缓解银企信息不对称的假定,考察了金融科技对省级层面小微企业信贷供给总量的影响。本文使用微观企业数据,进一步证实了金融科技在结构上优化信贷资源配置中的重要作用。另外,信贷供给的初衷是促进企业高质量发展,本文则在盛天翔和范从来(2020)的基础上,进一步实证研究了金融科技“赋能”对微观企业全要素生产率的真实效应及其潜在机制。唐松等(2019)基于空间模型考察了金融科技对省级全要素生产率的提升和空间溢出作用,而本文则在控制了可能的溢出效应的基础上,聚焦其对微观企业层面的影响并分析潜在机理。除此之外,以上两篇文献均将金融科技缓解企业信息不对称作为理论和实证研究的前提,本文则使用微观企业数据对此进行了证实。因此,本文为金融科技助力中小民营企业健康发展提供了微观经验证据。③从企业、行业以及市场三个角度去考察金融科技对全要素生产率影响的异质性,不仅在学术上丰富了现有文献,也为如何促进金融科技与实体经济深度融合,通过金融供给侧改革推动经济高质量发展提供了有益的政策思考。

二、理论分析和研究假说

1. 信息不对称、信贷配给与企业全要素生产率

根据经典的微观银行理论,银行与企业之间的信息不对称会引发道德风险和逆向选择问题,最终导致信贷配给(Stiglitz and Weiss,1981)。在中国经济实践中,资本市场的发展仍处于初步阶段,企业的融资渠道和工具较为单一,银行信贷仍然是中国企业外部融资的重要来源,然而,由于银行和企业之间存在严重的信息不对称(杨丰来和黄永航,2006),企业(包括上市公司)普遍存在融资约束问题(饶华春,2009)。再加上金融体制具有倾向性和政府的信贷管制,以银行为主的传统金融机构在分配信贷资源时,更倾向于大型国有企业,而实体经济中最具潜力的中小型民营企业却不能获得有效的金融支持。这种资源配置的扭曲使得一些优质企业因受“约束”而无法成长,一些劣质企业因“补贴”而不合理膨胀(李旭超等,2017)。

大量研究表明,信息不对称(杨丰来和黄永航,2006)、普遍的融资约束(Caggese and Cunat, 2013)以及部门之间的信贷配置扭曲(Hsieh and Klenow,2009;Song and Wu,2015)是导致全要素生产率降低的重要因素。一方面,普遍的融资约束限制了企业提高全要素生产率的行为(Hopenhayn,2014)。例如,技术进步和贸易是促进全要素生产率提升的两大主要因素,然而融资约束却会严重抑制企业研发(李春涛等,2020)以及扭曲企业对出口的选择(Caggese and Cunat, 2013)。另一方面,资源配置是否有效在很大程度上影响全要素生产率水平。Hsieh and Klenow(2009)指出,资源配置扭曲是导致中国全要素生产率降低的主要原因,如果中国的资源配置效率达到美国的水平,中国的生产率将上升30%—50%;Song and Wu(2015)指出,金融资源错配会导致全要素生产率损失,资本配置不当将导致中国的全要素生产率减少20%。

2. 金融科技“赋能”传统金融机构与企业发展

严格的监管和合规、来自新进入者的激烈竞争以及不断上升的成本,都在推动金融行业接纳新的金融科技(Philippon,2016)。理论和实证研究表明,金融科技通过“赋能”传统金融机构,缓解了银企之间的信息不对称程度及其导致的信贷配给问题,在数量上,降低了企业平均的融资约束水平,在质量上,提升了信贷配置效率。理论上, Lee et al.(2019)聚焦于金融科技类别,搭建了一个包含金

融科技发展、信息摩擦和融资缺口的分析框架。将金融科技分为信息处理技术和信息收集技术两类,并发现这两类技术都有助于降低将好公司错分类为坏公司的概率,缩小融资缺口、优化信贷配置。Fuster et al.(2019)使用美国抵押贷款明细数据,确实发现金融科技银行处理抵押贷款申请的速度比其他银行快 20%,且更快的处理速度并不以更高的违约率为代价。除此之外,与其他银行相比,在应对外源性抵押贷款需求冲击时,金融科技银行对信贷供给的调整更为灵活;兼顾银行业市场结构调整,盛天翔和范从来(2020)则在金融科技能够帮助商业银行提高信贷需求甄别和风险管理能力的假定下,构建了贷款技术、银行业市场结构与小微企业信贷供给的理论模型。研究发现,相比传统银行,使用金融科技的银行会有收益加成,且金融科技运用能力越高,这一收益加成越大,银行竞争度的最优值也越大。基于此可以预测,金融科技能够通过直接“赋能”商业银行或间接调整最优市场结构来促进小微企业的信贷供给,并通过百度指数构建各省份金融科技发展指标验证了这一理论预测。

实证上,沈悦和郭品(2015)发现数字金融在中国存在技术溢出效应,其发展会显著提高商业银行的全要素生产率,但这一效应存在异质性,股份制银行最大,城市商业银行次之,大型银行最小;唐松等(2020)发现,数字金融的发展有效校正了传统金融中存在的属性错配、领域错配和阶段错配问题,能有效解决企业的“融资难”“融资贵”问题,并驱动企业去杠杆、稳定财务状况,最终增加了企业的技术创新产出。此外,数字金融具备较好的普惠特征,在金融发展较差的地区,对创新的驱动效应更强。巴曙松等(2020)从新结构经济学的视角出发,指出金融科技创新能通过提升企业的全要素生产率进而促进地区经济增长,但没有分析金融科技影响企业全要素生产率的潜在机理。除此之外,刘澜飏等(2013)和 Huang et al.(2018)都发现数字金融对传统金融中介的替代作用较小,两者之间存在着较大的融合空间。

由此可见,金融科技通过科技“赋能”传统金融机构,可从多方面缓解传统金融机构与企业间的信息不对称和信贷配给,提高信贷配置效率(Lin et al.,2013;Huang et al.,2018)。①通过人工智能、云计算等现代科技拓宽传统金融机构获取信息的渠道,金融科技能扩大信息共享范围、提高信息准确性(沈悦和郭品,2015;Huang et al.,2018);②金融科技通过对海量数据的整合和深度处理,能够将各类“软”信息“硬化”(盛天翔和范从来,2020),这不仅有助于完善企业对长尾客户信贷需求的甄别,也有助于完善传统金融机构的信用评估和风控系统;③金融科技能够通过大数据技术促进传统金融机构进行金融创新,加速金融业结构变革的进程(盛天翔和范从来,2020)。因此,本文提出:

假说 1:地区金融科技发展水平越高,企业全要素生产率就越高。

三、研究设计

1. 样本选取和数据来源

本文以 2011—2018 年中国沪深 A 股上市公司为研究对象。上市公司基本特征、财务数据来源于 Wind 数据库和 CSMAR 数据库,工业企业年销售产值数据来自历年《中国统计年鉴》,行业分类数据来自申万宏源证券官网,地级市或直辖市层面金融科技公司的数量来自“天眼查”网站。遵循已有文献惯例,本文删除了金融类公司样本、资不抵债公司样本、股票受证监会特别处理的公司年度样本以及主要变量缺失的样本。除此之外。为了避免异常值对实证结果的影响,本文进一步对所有连续变量进行双侧 1%的缩尾处理。最终得到 15761 个公司—年度观测值。

2. 模型构建与变量定义

为了检验金融科技发展与全要素生产率之间的关系,本文设定模型如下:

$$TFP_{i,t} = \alpha + \beta Fintech_{m,t-1} + \gamma X_{i,t-1} + \delta_t + \varphi_i + \varepsilon_{i,t} \quad (1)$$

其中, $TFP_{i,t}$ 是企业 i 在 t 年的全要素生产率, 本文同时采用 LP 法和 OP 法进行测算; $Fintech_{m,t-1}$ 表示地区 m 在第 $t-1$ 年的金融科技发展水平, 用地区金融科技公司数量测度; $X_{i,t-1}$ 表示控制变量; φ_i 和 δ_t 分别是企业和年份固定效应。本文关注核心解释变量 $Fintech_{m,t-1}$ 的系数, 若 β 显著且为正, 则表示地区金融科技发展能显著促进企业的全要素生产率, 假说 1 成立。

(1) 全要素生产率的测算。借鉴鲁晓东和连玉君(2012)、刘莉亚等(2018)的方法, 本文通过 OP 法的思路, 估计以下模型:

$$\ln Y_{i,t} = \beta_0 + \beta_k \ln K_{i,t} + \beta_l \ln L_{i,t} + \beta_m \ln M_{i,t} + \beta_a Age_{i,t} + \beta_p POE_{i,t} + \sum_m \delta_m Year_j + \sum_n \lambda_n Prov_n + \sum_k \gamma_k Ind_k + \varepsilon_{i,t} \quad (2)$$

其中, $Y_{i,t}$ 为销售收入; $\ln L_{i,t}$ 为劳动投入, 用企业员工人数来衡量; $K_{i,t}$ 为资本投入, 用固定资产账面价值来衡量; $\ln M_{i,t}$ 是中间投入^①, 使用分配法, 用销售额减去增加值来衡量, 其中增加值为折旧、劳动者报酬、生产税净额和营业盈余四项之和^②; Age 是企业年龄; POE 是民营企业虚拟变量; $Year$ 、 $Prov$ 和 Ind 分别是时间、地区和行业固定效应; $\varepsilon_{i,t}$ 是残差项, 包括生产函数无法体现的随机干扰因素等。此外, OP 法测算需要控制企业进入退出变量($exit$), 参考肖文和薛天航(2019), 本文将企业简称和所属行业同时发生变化的企业视为退出市场。同时, 为了客观反映投入要素对经济增长的贡献, 本文将所有的名义变量都转换为以 2000 年为基期的实际值。参考已有文献, 本文也使用 LP 法对全要素生产率进行估计。

(2) 金融科技发展的测算。根据全球金融稳定理事会(FSB)的定义, 金融科技是将金融和技术纳入金融服务的一种技术形式, 能够通过云计算、大数据、区块链、人工智能等新兴技术手段, 提升传统金融行业的效率, 并有效降低运营成本。基于此, 本文首先在“天眼查”网站检索“金融科技”“云计算”“大数据”“区块链”“人工智能”“物联网”等关键词, 以获取所有相关公司的工商注册信息。为了避免检索中出现的巧合字符匹配, 本文只保留公司名称或经营范围中出现以上关键词的样本。此外, 为防止“空壳公司”的注册影响金融科技发展指标的准确性, 本文剔除了经营时间小于 1 年或经营状态非正常(如停业、解散、吊销等)的公司样本。

全球金融稳定理事会指出, 金融科技本质是通过技术手段推动金融创新, 形成对金融服务、机构乃至整个金融市场产生重大影响的业务模式、技术应用以及流程和产品。如果上述公司没有将区块链、人工智能、大数据等新兴技术应用于金融领域, 则不能将其视为金融科技公司。因此, 本文对数据做了进一步筛选: 根据样本中金融科技公司的经营范围以及巴塞尔银行监督委员会对金融科技业务模式的分类, 使用正则表达式对“金融”“保险”“信贷”“清算”“支付”等与金融相关的关键词在公司经营范围中进行模糊匹配, 并保留匹配成功的样本。除此之外, 考虑到经营范围中存在“不得从事……业务”“严禁涉及……业务”“以上除……业务”等字段, 本文在筛选之前对这些字段进行了删除。最终, 统计地级市每年的金融科技公司数量, 并以此测度地区金融科技发展水平, 数值越大代表金融科技发展水平越高。

遵循已有文献, 本文控制了企业规模($Size$)、企业年龄(Age)、资产回报率(ROA)、现金流

① 由于上市公司的投资额数据缺失严重, 在使用 OP 法估计全要素生产率时, 本文参考鲁晓东和连玉君(2012)的做法将中间投入代替投资作为可观测生产率的代理变量使用。

② 参考刘莉亚等(2018), 本文分别使用上市公司固定资产折旧、支付给职工以及为职工支付的现金、营业税金及附加和营业盈余四个科目核算。

(Cashflow)、杠杆率(LEV)、成长性(Growth)、董事会独立性(Indep)等公司层面的特征;考虑到金融科技指标可能还同时包含地区经济发展和金融发展等相关信息,本文在所有回归中都控制了地区的经济发展(EconoDev)和金融发展(FinDev);此外,唐松等(2019)指出金融科技发展存在区域溢出效应,本文在所有回归中均控制了地级市周边 200km 以内非本市金融科技公司数目(FinN200)。具体定义见表 1。

变量名	变量描述
TFP_OP	OP 法计算的企业全要素生产率
TFP_LP	LP 法计算的企业全要素生产率
FintechN	金融科技,地级市金融科技数量加 1,取自然对数
Size	企业规模,年末总资产取自然对数
ROA	资产回报率,年末净利润与年末总资产的比值
Age	企业年龄,企业上市年数
Growth	企业成长性,营业收入的增长率
Cashflow	现金流量,经营活动产生的现金流量净值与年末总资产之比
Indep	董事会独立性,独立董事人数在董事会中的占比
LEV	资产负债率,年末总负债与总资产的比值
DeltaLoan	企业新增贷款,长期借款加短期借款的变化值与总资产之比
POE	产权性质,企业为民营企业时,取值为 1,否则为 0
FinDev	金融发展,地区金融业产值与地区 GDP 的比值
EconoDev	经济发展,地区 GDP 增长率
FinN200	地级市周边 200km 以内非本市金融科技数量加 1,取自然对数

3. 描述性统计

本文描述性统计结果^①显示,采用 LP 法计算得到的全要素生产率,均值为 16.49,略高于 OP 法计算出的均值 14.59,并且中位数分别为 16.39 和 14.51,表明数据结果无明显偏态,与胡海峰等(2020)的估计结果接近。未取对数的金融科技数量 *FintechN_R* 的均值(382.04)远大于其中位数(18),说明金融科技数量存在明显的右偏特征。因此,本文通过对数变换计算金融科技水平指标 *FintechN* 的方法是合理的。*FinN200_R* 为未取对数的地级市周边 200km 以内非本市金融科技数量,均值和中位数分别为 515.62 和 122。其他控制变量统计信息均与以往研究相近。

四、实证结果与分析

1. 基准回归

表 2 汇报了地区金融科技发展对企业全要素生产率影响的回归结果。其中,被解释变量分别为采用 LP 和 OP 法计算得到的全要素生产率;每列回归均控制了企业个体和年度固定效应,并且使用地区聚类效应对标准误进行了修正^②。第(1)、(2)列的实证结果显示,*FintechN* 的估计系数均在 1%水平上显著为正,表明金融科技发展对企业全要素生产率存在显著正向影响,地区金融科技发

① 具体结果详见《中国工业经济》网站 (<http://ciejournal.ajcass.org>)附件。

② 本文实证结果不受多重共线性的影响,相关系数结果详见《中国工业经济》网站 (<http://ciejournal.ajcass.org>)附件。

展越好,当地企业的全要素生产率就越高,假说 1 得证。可能的原因是,金融科技“赋能”传统金融机构,缓解了银企之间的信息不对称,这能降低融资成本、缓解企业的融资约束、提高资本配置效率,进而提升企业的全要素生产率。

此外,其他控制变量系数的显著性和符号与已有文献基本一致。其中,*Size* 的系数均在 1%水平上显著为正,表明企业的规模越大,全要素生产率越高,因为大企业具有较高的规模效应、较强的融资能力、优质的劳动力和完善的管理体系(姚洋和章奇,2001);*ROA* 和 *Cashflow* 的系数均显著为正,表明盈利能力越强、现金流量越充足,企业全要素生产率越高,因为这些企业拥有充足的资金从事研发创新或者高效率的生产活动(余淼杰和李晋,2015);*Growth* 的系数显著为正,表明成长性越好企业的全要素生产率越高,一般而言,成长性越好企业应对外部环境变化的能力、持续经营能力以及资源配置效率就越高;*FinN200* 的估计系数不显著异于 0,表明金融科技在地级市之间的溢出效应并不明显。这与唐松等(2019)的发现并不矛盾,因为各省份之间的溢出效应被本文的企业和年份固定效应吸收了。

表 2 基准回归结果

	(1) <i>TFP_LP</i>	(2) <i>TFP_OP</i>
<i>FintechN</i>	0.0464*** (2.8604)	0.0458*** (2.8047)
<i>Size</i>	0.3985*** (21.7432)	0.3601*** (19.6941)
<i>ROA</i>	1.1785*** (7.8915)	1.2088*** (8.1116)
<i>Age</i>	-0.0810 (-1.0334)	-0.1125* (-1.6644)
<i>Growth</i>	0.1280*** (11.8558)	0.1336*** (13.3946)
<i>Cashflow</i>	0.2117*** (2.8385)	0.1918** (2.5333)
<i>Indep</i>	0.1778* (1.6793)	0.1927* (1.7804)
<i>LEV</i>	0.4215*** (8.5528)	0.4029*** (7.7856)
<i>FinDev</i>	-0.6378 (-1.3529)	-0.4112 (-0.8444)
<i>EconoDev</i>	0.5024 (1.6454)	0.5005 (1.6391)
<i>FinN200</i>	-0.0301 (-1.4224)	-0.0331 (-1.5575)
<i>_cons</i>	8.5459*** (7.7199)	7.8199*** (7.9372)
企业/年份效应	控制	控制
样本数	15761	15761
调整的 R ²	0.4598	0.3152

注:***、**、* 分别代表 1%、5%、10% 的显著性水平;括号内为城市聚类稳健标准误对应的双侧检验 t 值。以下各表同。

2. 内生性问题

(1)工具变量法。在模型(1)中,虽然本文尽量去控制那些可能同时影响金融科技发展和企业全要素生产率的因素,但实证结果仍有可能受到一些不可观测因素的影响。这种遗漏变量问题会导致本文估计的金融科技(*FintechN*)系数有偏。除此之外,较高的生产率也可能会引致较大的金融科技需求,两者可能存在反向因果关系。为了缓解因遗漏变量、测量误差或反向因果导致的内生性问题,本文进一步采用工具变量估计方法。

借鉴 Chong et al.(2013)和张杰等(2017)的思想,本文使用企业所在省内 GDP 最接近其注册地的三个其他地级市的金融科技发展水平的均值,作为企业所在地金融科技发展的工具变量(IV)。

①相关性。从金融机构选址的角度,张杰等(2017)指出,银行在设立分支机构时,省内 GDP 最为接近的地区往往也是银行进入概率相近和考虑的备选地区。从经济发展的角度,省内地级市都会受到相同省级政策的影响,GDP 相近也表示其有着相似的发展经历。除此之外,GDP 相近城市的金融业结构也存在相似性,而金融业结构是金融科技“赋能”的基础。因此,省内 GDP 相近地级市与目标地级市之间的金融科技发展必然具有高度的相关性。

②外生性。省内 GDP 相近地级市的金融科技发展很难直接影响目标城市内企业的全要素生产率。虽然 GDP 相近的城市可能是相邻城市,但本文已经控制了周边城市的金融科技水平,且发现邻近城市金融科技发展对本地企业全要素生产率的溢出效应并不明显。因此,本文选取的 IV 满足工具变量的相关性和外生性假定。考虑到上市公司有很多子公司,本文进一步排除因上市公司子公司分布在省内其他城市所导致的工具变量外生性难以满足的问题;如果选取 GDP 相近的三个城市中至少有一个城市是上市公司子公司所在地,则删除这一上市公司本年度样本。并以此样本为基准进行工具变量回归。

本文首先对金融科技指标 *FintechN* 进行 Durbin—Wu—Hausman 检验。结果显示,以 *TFP_LP*、*TFP_OP* 作为被解释变量时,DWH 统计量分别为 22.94 和 17.88,P 值均为 0.00,表明本文模型中的 *FintechN* 指标存在内生性问题。表 3 汇报了工具变量的两阶段回归结果,其中第(1)列为一阶段的回归结果,第(2)、(3)列为第二阶段回归结果。一阶段回归结果显示,IV 的系数估计值在 5%的水平上显著为正,表明同一省份中 GDP 相近三个城市的平均金融科技发展水平越高,该地区的金融科技水平也越高,验证了工具变量的相关性假定。二阶段的回归结果显示,*FintechN* 的系数在 5%的水平上显著为正,说明在缓解潜在内生性后,本文结论依然成立,即金融科技能够显著促进企业的全要素生产率。除此之外,本文还对弱工具变量问题进行了检验,结果表明不存在弱工具变量问题。

表 3 工具变量法

	(1) <i>FintechN</i>	(2) <i>TFP_LP</i>	(3) <i>TFP_OP</i>
<i>FintechN</i>		0.2535** (1.9710)	0.2522** (1.9713)
IV	0.1512** (1.9875)		
控制变量	控制	控制	控制
企业/年份效应	控制	控制	控制
样本数	10360	10360	10360

(2)GMM 动态面板分析。企业层面的全要素生产率具有一定的持久性,即序列相关。为解决这一问题,参考肖文和薛天航(2019),本文进一步使用系统 GMM 回归来检验前文结论的稳健性。表 4 列示的检验统计量显示,工具变量均有效,满足系统 GMM 使用条件。表 4 的回归结果显示, *FintechN* 的系数在两组回归中均在 5%的水平上显著为正,表明在考虑了全要素生产率序列相关这一特性之后(控制 *L.TFP* 及其导致的内生性),金融科技对企业全要素生产率的促进作用依然存在,前文结论稳健。

表 4	系统 GMM 估计	
	(1) <i>TFP_LP</i>	(2) <i>TFP_OP</i>
<i>L.TFP</i>	0.5265*** (7.3163)	0.5317*** (7.7266)
<i>FintechN</i>	0.0182** (2.0571)	0.0185** (1.9876)
控制变量	控制	控制
年份效应	控制	控制
样本数	12775	12775
AR(1)	0.0000	0.0000
AR(2)	0.1620	0.3260
Hansen	0.1430	0.1390

(3)双重差分估计(DID)。本文进一步通过双重差分方法来缓解潜在的内生性问题。2015 年 12 月 31 日,国务院印发了《推进普惠金融发展规划(2016—2020 年)》,旨在推进金融机构运用科技优化升级,鼓励金融机构运用大数据、云计算等新兴信息技术,打造互联网金融服务平台,为客户提供信息、资金、产品等全方位金融服务,提升金融的普惠性。考虑这一政策是中央制定的,对于金融机构而言是促进其数字化转型的一个相对外生冲击。但由于各地区金融机构运用金融科技的水平不同,在金融科技发展较弱的地区,金融机构所受到的冲击相对较大。这为本文构造双重差分模型以识别地区金融科技发展与企业全要素生产率提升之间的因果关系提供了一个契机。

《推进普惠金融发展规划(2016—2020 年)》这一政策在提出大力推进金融科技的同时,也对传统金融机构放宽贷款门槛、增加小微企业信贷供给提出要求,但这并不会影响其作为本文 DID 设计的政策冲击。首先,虽然这一政策同时提及大力推进金融科技发展和缓解小微企业融资,但其主要强调通过金融科技和金融创新的手段去缓解中小企业融资困境。其次,就政策本身而言,这是国家首次在政府文件中提出大力发展金融科技、促进金融创新,但针对缓解小微企业融资困境的政策几乎每年都有。最后,分析小微企业贷款和地区金融机构贷款的数据,本文发现政策实施前后小微企业贷款和地区间(实验组和对照组)金融机构贷款并没有发生结构性的突变^①。因此,可以将这一政策视为促进地区金融科技发展的一次相对外生的突发冲击^②。

借鉴 Vig(2013)、钱雪松和方胜(2017)的处理方法,本文从各地区对《推进普惠金融发展规划(2016—2020 年)》的异质性反应着手构建对照组和实验组。按照 2015 年中国各地级市金融科技发

① 相关贷款数据图表详见《中国工业经济》网站 (<http://ciejournal.ajcass.org>)附件。
② 通过控制成本和杠杆率以及安慰剂检验,本文排除了《国务院关于印发降低实体经济企业成本工作方案的通知》《国务院关于积极稳妥降低企业杠杆率的意见》等同期政策的干扰。

展水平(数字普惠金融指数中各地级市的数字化进程得分)的中位数,本文将所有地级市分为数字化程度高低两组,分别记为对照组和实验组,并基于此分析两组地区在政策实施前后数字化进程的变化趋势。结果显示^①,在《推进普惠金融发展规划(2016—2020 年)》颁布后,两组地区的数字化进程都呈现出显著的增长趋势,然而,相较于对照组地区而言,实验组地区在这一政策颁布后,数字化进程更快,表明实验组地区对政策的出台更为敏感。基于此,本文参考钱雪松和方胜(2017),定义实验组和对照组识别指标 $Treat$ 。如果企业所在地级市 2015 年年末的金融科技发展水平小于当年所有地级市的中位数,本文将这部分样本标识为实验组, $Treat$ 取值为 1,反之标识为对照组, $Treat$ 取值为 0。具体 DID 模型如下:

$$TFP_{i,t} = \alpha + \beta Treat_{i,t} \times Post_{i,t} + \gamma Controls + \eta_i + \lambda_t + \varepsilon_{i,t} \quad (3)$$

其中, $Treat_{i,t}$ 是实验组标识, $Post_{i,t}$ 是一个时点变量,2016 年及以后取值为 1,之前取值为 0,其他变量与前文叙述一致; η_i 和 λ_t 分别为企业和年份固定效应。其中, $Treat_{i,t} \times Post_{i,t}$ 的系数 β 捕捉了政策的影响,如果 β 显著为正,说明受政策冲击较大的地区,企业全要素生产率的提升较为明显,即金融科技能够显著提升企业的全要素生产率。表 5 第(1)、(2)列报告了 DID 的估计结果^②。结果显示, $Treat_{i,t} \times Post_{i,t}$ 的系数至少在 5%的水平上显著为正,与预期一致^③。

平行趋势假定是 DID 估计量无偏的关键假定。考虑到直接绘制实验组和对照组企业全要素生产率的时变图并不能控制其他因素的影响,参考 Bertrand and Mullainathan(2003)、钱雪松和方胜(2017),本文通过在回归中加入 $Treat$ 与年份虚拟变量的交互项来捕捉事前两组样本在 TFP 上是否有显著差异,以判断是否满足平行性假定。表 5 第(3)、(4)列的结果显示, $Treat$ 与事前年份虚拟变量($year2012$ 、 $year2013$ 、 $year2014$ 、 $year2015$)的交互项均不显著异于 0,这意味着在政策实施前,两组公司在全要素生产率上的差异并不显著,满足 DID 的平行性假定;在与事后年份虚拟变量的交互项中,仅有 $Treat \times year2017$ 在 5%的水平上显著为正,表明政策效应有一年的滞后。

3. 稳健性检验^④

(1)更换金融科技发展水平的衡量指标^⑤。①考虑到金融科技公司数目没有捕捉到公司质量,本文进一步使用地区当年新注册且到 2020 年末依然存活的金融科技公司的注册资本总额^⑥除以地区年初 GDP 作为金融科技的替代指标($FintechV$);②参考邱晗等(2018)和孟娜娜等(2020),使用北京大学数字金融中心编制的中国数字普惠金融指数中的“数字金融使用深度”($FintechU$)作为金融科技的代理变量;③考虑到本文金融科技公司样本中存在有限责任公司和股份有限公司两种类型,并且数量上前者远大于后者,同时有限责任公司的设立门槛低,筹集资金的范围和规模有限,业务规

① 实验组和对照组地区数字化程度年度趋势图详见《中国工业经济》网站 (<http://ciejournal.ajcass.org>)附件。

② 2018 年 P2P 暴雷潮阻碍了金融科技的发展,为了防止这一混杂因素对 DID 结果的影响,此处样本截至 2017 年。

③ 如果将样本区间限定在政策前后两年(2014—2017 年), $Treat_{i,t} \times Post_{i,t}$ 的系数均在 1%水平上显著为正。

④ 具体稳健性检验结果详见《中国工业经济》网站 (<http://ciejournal.ajcass.org>)附件。

⑤ 考虑到一个地级市的金融科技公司数量与其人才密度有很大的关系,本文进一步使用 $FintechN_GDP$ (地级市金融科技公司数量/人均 GDP)和 $FintechN_Edu$ (地级市金融科技公司数量/地区高校数量)作为金融科技的代理指标重新进行了回归,结果仍然稳健。

⑥ 虽然 2014 年最新《中华人民共和国公司法》将企业注册资金从实缴制改为了认缴制,但是认缴并非不缴,股东仍需依章程规定按期足额缴纳注册资本,认缴出资为货币资金的应足额存于公司账户,非货币资金应交付公司或完成过户手续。因此,注册资本能够反映企业的异质性。

表 5 DID 回归结果

	双重差分估计		平行趋势检验	
	(1) <i>TFP_LP</i>	(2) <i>TFP_OP</i>	(3) <i>TFP_LP</i>	(4) <i>TFP_OP</i>
<i>Treat</i> × <i>Post</i>	0.0511** (2.5901)	0.0533*** (2.7044)		
<i>Treat</i> × <i>year</i> 2012			0.0005 (0.0236)	0.0055 (0.2595)
<i>Treat</i> × <i>year</i> 2013			-0.0194 (-0.9043)	-0.0136 (-0.6098)
<i>Treat</i> × <i>year</i> 2014			0.0251 (0.9550)	0.0307 (1.1004)
<i>Treat</i> × <i>year</i> 2015			0.0348 (1.0964)	0.0340 (1.0274)
<i>Treat</i> × <i>year</i> 2016			0.0432 (1.1895)	0.0479 (1.2883)
<i>Treat</i> × <i>year</i> 2017			0.0845** (2.5451)	0.0900** (2.5789)
控制变量	控制	控制	控制	控制
企业/年份效应	控制	控制	控制	控制
样本数	13466	13466	13466	13466
调整的 R ²	0.4179	0.2805	0.4183	0.2809

模相对股份有限公司而言也较小;此外,本文的样本 A 股上市公司是中国规模最大的一类企业,微小的有限责任公司较难与上市公司发生融资业务上的交集,因此,服务上市公司融资需求的金融科技公司更可能是规模较大的公司。鉴于此,本文进一步按照有限责任公司注册资本额排序,依次保留了注册资本前 30%、20%、10%的有限责任公司,并重新计算了相应的金融科技指标。更换测度指标后,本文结论仍然稳健。

(2)剔除特定样本。①直辖市的金融科技发展较快,企业的全要素生产率往往也较高,反向因果关系可能较严重。参考罗煜等(2016),本文进一步剔除直辖市的样本,并利用模型(1)再次对表 2 进行重新估计。②如果样本期间企业是因为当地的金融科技发展水平而迁入,那么回归结果会有偏。因此,本文进一步删除样本期间注册地址跨地级市变动的企业样本并重新进行估计。剔除特定样本后,本文金融科技的系数依然显著为正。

(3)更换金融发展指标。诚如前文所言,金融科技指标可能也会包含金融发展的一些信息,为了排除这一混杂因子对实证结果的影响,本文在所有回归中都已经控制了地区金融发展水平。作为稳健性检验之一,本文参考已有文献使用不同方法来测度地区金融发展水平。①参考李春涛等(2020),使用当地上市公司数量单位化后的各地级市的商业银行分支机构的数量来衡量地区金融发展水平(*FinDev1*);②使用樊纲的金融市场化程度指数(*FinDev2*)来测度地区金融发展水平。更换金融发展指标后,本文结果依然存在。

(4)控制当地金融机构的创新能力。虽然前文的实证发现金融科技发展水平可以显著促进企业全要素生产率,然而这一结论可能是由当地金融机构的自发创新带来的,而非金融科技“赋能”。为了剔除金融机构本身创新对企业全要素生产率的影响,本文进一步控制了企业所在地级市金融机构的创新能力(*Patent*),使用地级市金融机构专利申请数量的自然对数来衡量。控制金融机构创新

后, *FintechN* 的系数依然显著为正。

(5)控制本市以外金融科技发展水平。为了缓解金融科技空间溢出效应的影响,本文进一步控制了半径 500km 以内非本市的金融科技公司数目 (*FinN500*) 或接壤城市平均金融科技发展水平 (*MeanFintech*)。在控制了可能的溢出效应后,本文基础结果依然存在。

五、机制分析

接下来是一个关键问题:金融科技影响企业全要素生产率的潜在机制是什么?本文首先从“赋能”的角度出发,探究金融科技是否能缓解银企之间的信息不对称,进一步更为直接地研究金融科技是否显著降低企业的信贷配给和融资约束。

1. 金融科技“赋能”、信息不对称与企业全要素生产率

严重的信息不对称是导致企业间全要素生产率差异的主要原因之一(杨丰来和黄永航,2006)。金融科技利用大数据、人工智能等技术“赋能”传统金融机构,集中化处理海量的数据,挖掘更全面的用户信息,降低了银企之间的信息不对称 (Lin et al.,2013;Huang et al.,2018)。参考于蔚等(2012),本文基于金融市场微观结构相关文献以及个股详细交易数据来构建信息不对称程度的代理指标,即提取流动性比率、非流动性比率以及反转指标的第一主成分作为信息不对称的代理变量,记为 *ASY*,该指标数值越大表示信息不对称越严重。并使用中介效应模型检验金融科技能否缓解银企信息不对称进而提升企业的全要素生产率。

表 6 第(1)列结果显示, *FintechN* 的系数在 5%水平上显著为负,表明金融科技发展能显著降低外部投资者与企业之间的信息不对称程度。第(2)、(3)列中 *ASY* 的系数显著为负,表明信息不对称会显著降低企业全要素生产率; *FintechN* 的系数显著为正,并且系数有所下降,表明缓解信息不对称是金融科技促进企业全要素生产率提升的部分中介因子。中介效应检验结果显示,以 *TFP_LP*、*TFP_OP* 作为被解释变量时,Sobel 统计量分别为 2.04 和 2.02,均在 5%水平上显著。这表明金融科技以科技“赋能”金融,能通过缓解传统金融机构与企业之间的信息不对称进而提升企业全要素生产率。

表 6 金融科技“赋能”、信息不对称与企业全要素生产率

	(1) <i>ASY</i>	(2) <i>TFP_LP</i>	(3) <i>TFP_OP</i>
<i>FintechN</i>	-0.0410** (-2.3580)	0.0445*** (2.9117)	0.0442*** (2.8484)
<i>ASY</i>		-0.0539*** (-4.0502)	-0.0511*** (-3.8852)
控制变量	控制	控制	控制
企业/年份效应	控制	控制	控制
样本数	15736	15736	15736
调整的 R ²	0.6279	0.4638	0.3189

2. 金融科技发展、融资约束与企业全要素生产率

融资约束会阻碍全要素生产率的提升(Hopenhayn,2014),金融科技可以通过技术溢出效应,缓解信息不对称,纠正信贷资金的定价偏差,进而降低企业的融资约束。参考刘莉亚等(2015)、Hadlock and Piore(2010),本文使用公式 $-0.737 \times \text{Size} + 0.043 \times \text{Size}^2 - 0.04 \times \text{Age}$,计算观测年度企业的 SA 指数,并以此作为融资约束的衡量指标 *FC*。SA 指数为负,取值越大,表明融资约束程度越高。表

7 汇报了对融资约束进行中介效应检验的结果^①。第(1)列结果显示, *FintechN* 的系数显著为负, 表明金融科技能显著降低企业的融资约束。第(2)、(3)列中, *FC* 的系数均在 1%水平上显著为负, 表明融资约束的确会抑制企业全要素生产率; *FintechN* 的系数均在 5%水平上显著为正, 并且在数值上较表 2(0.05)明显降低, 表明在控制融资约束后, 金融科技对企业全要素生产率影响的边际效应有所下降, 这意味着融资约束是金融科技发展与企业全要素生产率提升之间的部分中介因子^②。

表 7 金融科技、融资约束与企业全要素生产率

	(1) <i>FC</i>	(2) <i>TFP_LP</i>	(3) <i>TFP_OP</i>
<i>FintechN</i>	-0.0104* (-1.8531)	0.0356** (2.4252)	0.0350** (2.3174)
<i>FC</i>		-1.0614*** (-21.3512)	-1.0128*** (-20.6111)
控制变量	控制	控制	控制
企业/年份效应	控制	控制	控制
样本数	15761	15761	15761
调整的 R ²	0.7983	0.5658	0.4314

3. 金融科技发展、信贷配置效率与企业全要素生产率

金融科技依托信息技术, 能挖掘更充分的企业信息, 从而引导信贷资源由劣质企业流向优质企业, 尤其是惠及优质中小民营企业、优化信贷资源在部门间的配置。简泽等(2013)认为, 新增贷款对企业盈利能力的敏感度反映了信贷资源的配置效率, 敏感度越大信贷配置效率越高。基于此, 本文构造以下模型来检验金融科技对信贷配置效率的影响:

$$\begin{aligned} \Delta Loan_{i,t} = & \beta_0 + \beta_1 Performance + \beta_2 FintechN_{m,t-1} + \beta_3 FintechN_{m,t-1} \times Performance + \\ & \beta_4 X_{i,t-1} + \delta_i + \varphi_t + \varepsilon_{i,t} \end{aligned} \quad (4)$$

其中, $\Delta Loan_{i,t}$ 为企业当年银行贷款的净变化额, *Performance* 是企业绩效, 包括用于捕捉企业当前绩效的 *ROA* 和捕捉企业未来绩效的 ROA_{t+1} 两个变量, 其他变量同前文定义一致。本文关注 $FintechN_{m,t-1} \times Performance$ 的交互项系数 β_3 , 如果 β_3 显著为正, 则表示金融科技发展能显著加强新增贷款对企业盈利能力的敏感度, 即金融科技可以显著提升传统金融机构的信贷资源配置效率。如果金融科技能帮助传统金融机构甄别现有(*ROA* 较高)的和潜在的(ROA_{t+1} 较高)优质客户, 那么就能在一定程度上证实本文的“赋能”假说。除此之外, 本文还将 *Performance* 替换成 *POE*, 以考察信贷资源在部门之间的配置效率。如果金融科技能够促进传统金融机构对优质民营企业的信贷支持, 则表明金融科技发展能优化部门间的信贷配置。

表 8 汇报了模型(4)的回归结果。第(1)列中, $FintechN \times ROA$ 的系数在 1%水平上显著为正, 表明金融科技增加了新增贷款对 *ROA* 的敏感度, 即金融科技会促使好企业获得更多的信贷资金。第(2)列中, $FintechN \times ROA_{t+1}$ 的系数在 1%水平上显著为正, 表明金融科技能够助力银行甄别未来盈利

① 有形资产可能会影响企业债务融资能力, 因此本文在表 7 和表 8 的模型中均控制了有形资产占比, 使用固定资产与存货之和占总资产之比来衡量。

② 以 *TFP_LP*、*TFP_OP* 分别作为被解释变量时, Sobel Z 统计量均为 1.85, 通过了中介效应检验。

较好的潜在优质借款人,优化了信贷资金的配置效率。第(3)列中^①, $FintechN \times POE$ 的系数也显著为正,说明在金融科技的作用下,民营企业获得的信贷支持会增加,表明金融科技在一般意义上能够纾困民营企业融资困境。综上,金融科技“赋能”,有助于提升传统金融机构的贷款甄别能力,优化信贷资源配置,且能显著促进企业全要素生产率的提升。

表 8 金融科技发展、信贷配置效率与企业全要素生产率

	(1) <i>DeltaLoan</i>	(2) <i>DeltaLoan</i>	(3) <i>DeltaLoan</i>
$FintechN \times ROA$	0.0366*** (3.3928)		
$FintechN \times ROA_{t+1}$		0.0145*** (2.8079)	
$FintechN \times POE$			0.0042** (2.0037)
$FintechN$	0.0061** (2.0574)	0.0071** (2.4238)	0.0047* (1.8599)
ROA	0.0648 (1.5808)		0.1743*** (7.8191)
ROA_{t+1}		-0.0984*** (-3.4643)	
控制变量	控制	控制	控制
企业/年份效应	控制	控制	控制
样本数	16326	16326	16326
调整的 R^2	0.0705	0.0646	0.0699

六、异质性分析

1. 基于企业产权性质和规模的异质性分析

中国的大型国有企业在信贷市场享有得天独厚的优势,而中小民营企业却在融资过程中面临“规模歧视”和“所有制歧视”,得不到有效的金融支持(李旭超等,2017),这严重阻碍了全要素生产率的提升。因此,金融科技对不同所有制以及不同规模企业的全要素生产率的影响可能存在差异。为了深入探究这个问题,本文在模型(1)中分别引入金融科技与企业产权性质(POE)、企业规模($Size$)的交互项。表9的Panel A 回归结果显示, $FintechN \times POE$ 的系数均在1%水平上显著为正, $FintechN \times Size$ 的系数均在10%水平上显著为负,表明与大型国有企业相比,金融科技对中小民营企业全要素生产率的提升作用更大。这因为金融科技能通过技术手段将原始数据转化为可直接指导决策的有用信息,例如,深入挖掘财务数据并精准评估中小民营企业风险,能降低银企之间的信息不对称程度,进而助力中小民营企业获得更多的信贷支持(Lee et al.,2019),这满足了企业研发创新以及生产活动的融资需求,促使全要素生产率得以提升。

2. 基于行业竞争的异质性分析

市场竞争会迫使企业尽可能地降低资金供需双方的信息不对称,从而以较低成本获取外部资金(伊志宏等,2010)。在缺乏竞争的行业中,信息不对称以及信贷配置扭曲的程度更为严重,金融科技促进全要素生产率的效果可能更为明显。为了进一步厘清行业竞争度差异对金融科技提升全要

^① 由于 POE 是公司固有特征,因此,第(3)列中变量 POE 在回归时因完全共线性而被剔除。

素生产率的影响,本文参考陈志斌和王诗雨(2015),使用行业主营业务利润率的标准差来测度行业竞争程度(*Competition*),数值越大表明行业竞争程度越小。表9的Panal B第(1)、(2)列的结果显示,*FintechN*×*Competition*的系数均在5%水平上显著为正,表明金融科技提升全要素生产率的效果在缺乏竞争的行业中更为明显,金融科技和市场竞争具有互补效应,缓解了低竞争度行业中的信息不对称和资源配置扭曲。

3. 基于市场环境的异质性分析

已有研究发现,金融科技对传统金融机构具有一种互补作用,两者之间存在着较大的融合空间(刘澜飏等,2013;沈悦和郭品,2015)。因此,理论上,在市场化程度较高的地区,金融中介机构发育程度较高、信息不对称程度较低、信贷资源配置效率较高,金融科技“赋能”传统金融机构对企业全要素生产率的提升作用应该较小。参考郭家堂和骆品亮(2016),本文使用私营工业企业年销售产值与规模以上工业企业销售产值的比值衡量市场化程度(*Market*),比值越大表明民营经济活跃度越高、市场化程度越高。表9的Panal B第(3)、(4)列显示,*FintechN*×*Market*的系数均在5%水平上显著为负,表明金融科技对全要素生产率的促进作用在市场化进程低的地区更为明显,金融科技发展能对地区市场化进程不足产生互补效应。

表9 异质性分析

	(1) <i>TFP_LP</i>	(2) <i>TFP_OP</i>	(3) <i>TFP_LP</i>	(4) <i>TFP_OP</i>
Panal A:产权性质、企业规模				
<i>FintechN</i> × <i>POE</i>	0.0459*** (4.6407)	0.0461*** (4.5703)		
<i>FintechN</i> × <i>Size</i>			-0.0069* (-1.7409)	-0.0077* (-1.9010)
<i>FintechN</i>	0.0192 (1.1643)	0.0185 (1.0982)	0.2048** (2.1697)	0.2233** (2.2993)
<i>Size</i>	0.3913*** (21.6695)	0.3528*** (19.5799)	0.4207*** (17.8838)	0.3850*** (16.3165)
控制变量	控制	控制	控制	控制
企业/年份效应	控制	控制	控制	控制
样本数	15761	15761	15761	15761
调整的 R ²	0.4630	0.3192	0.4603	0.3160
Panal B:企业外部环境				
<i>FintechN</i> × <i>Competition</i>	0.2409** (2.2211)	0.2652** (2.2485)		
<i>Competition</i>	-1.3105*** (-2.9300)	-1.1804*** (-2.6426)		
<i>FintechN</i> × <i>Market</i>			-0.1353** (-2.2150)	-0.1404** (-2.1712)
<i>Market</i>			0.0016 (0.0057)	0.0510 (0.1842)
<i>FintechN</i>	0.0119 (0.5433)	0.0080 (0.3398)	0.0967*** (3.7453)	0.0998*** (3.6742)
控制变量	控制	控制	控制	控制
企业/年份效应	控制	控制	控制	控制
样本数	15761	15761	11157	11157
调整的 R ²	0.4605	0.3161	0.3359	0.2227

七、结论与启示

1. 主要结论

增强金融服务实体经济的能力对实现高质量发展至关重要。新兴信息技术与金融业的不断融合,加速了构建现代金融体系的步伐,促进了金融业与实体经济的包容性发展。本文使用2011—2018年沪深A股上市公司的数据,创新性地运用地级市金融科技公司数量来衡量地区金融科技发展水平,考察地区金融科技发展对企业全要素生产率的影响。研究发现,金融科技能显著提升企业的全要素生产率。在考虑内生性问题以及更换金融科技发展水平指标、剔除特定样本等一系列稳健性检验后,这一结论仍然成立。机制分析表明,地区金融科技发展能缓解金融机构与企业之间的信息不对称程度,进而在“量”上降低企业的融资约束,在“质”上优化信贷资源配置,从而促进企业全要素生产率的提升。此外,金融科技发展促进企业全要素生产率提高的作用在小型民营企业、缺乏竞争的产业以及市场化进程缓慢的地区更为明显。

2. 政策启示

(1)深化金融供给侧改革,依托金融科技“赋能”,促进银行业结构深度调整和转型升级。银行业竞争不足和内部治理不完善等问题,导致了信贷配置扭曲和效率低下,优质中小企业因融资不足难以长大,低效率的大企业因超额信贷供给“脱实向虚”。金融科技以科技“赋能”金融,利用人工智能、大数据、云计算等先进技术有效缓解了银企之间的信息不对称性,提高了企业对潜在客户的甄别能力,促进了信贷资源的优化配置。因此,应逐步放开金融业管制和深化利率市场化改革以促进银行业竞争,加强金融监管并健全金融基础设施以完善金融业的公司治理,通过深化金融市场化改革,同时从外部和内部激励传统金融机构利用金融科技进行数字化转型。

(2)以金融科技为突破口,纾困中小企业融资难题,强化金融对实体经济的服务功能。中小企业是经济发展的生力军,在促进就业、激发创新、刺激增长等方面举足轻重,然而中小企业却一直备受“融资难”“融资贵”问题的困扰。金融科技“赋能”可以优化部门间的信贷配置效率,要纾困中小企业融资难题,一方面,要充分实现传统金融机构和金融科技公司的优势互补,促进金融创新;另一方面,要依托金融科技加速构建多层次、广覆盖、有差异的银行体系,以开发个性化、差异化、定制化的金融产品,更好发挥金融的普惠性。

(3)完善金融基础设施建设,加强宏观审慎监管,防范金融科技可能引发的重大金融风险。金融科技是一把“双刃剑”,在“赋能”传统金融机构的同时,也可能因不当创新带来重大金融风险。一方面,应适度加强金融科技公司的市场准入监管,在源头上杜绝“皮包公司”以金融科技之名行金融诈骗之实以及非法集资的现象;另一方面,应强化宏观审慎和微观治理的有机结合,在金融科技公司发展与传统金融机构数字化转型过程中防范重大金融风险。除此之外,还要与时俱进,适当调整监管框架和完善相关政策,以适应金融创新加快的实际需要。

〔参考文献〕

- [1]巴曙松,白海峰,胡文韬.金融科技创新、企业全要素生产率与经济增长——基于新结构经济学视角[J].财经问题研究,2020,(1):46-53.
- [2]陈志斌,王诗雨.产品市场竞争对企业现金流风险影响研究——基于行业竞争程度和企业竞争地位的双重考量[J].中国工业经济,2015,(3):96-108.
- [3]戴国强,方鹏飞.利率市场化与银行风险——基于影子银行与互联网金融视角的研究[J].金融论坛,2014,(8):13-19.
- [4]郭家堂,骆品亮.互联网对中国全要素生产率有促进作用吗[J].管理世界,2016,(10):34-49.

- [5]郭庆旺,贾俊雪. 中国全要素生产率的估算:1979—2004[J]. 经济研究, 2005,(6):51-60.
- [6]胡海峰,窦斌,王爱萍. 企业金融化与生产效率[J]. 世界经济, 2020,(1):70-96.
- [7]黄益平,黄卓. 中国的数字金融发展:现在与未来[J]. 经济学(季刊), 2018,(4):1489-1502.
- [8]简泽,干春晖,余典范. 银行部门的市场化、信贷配置与工业重构[J]. 经济研究, 2013,(5):112-127.
- [9]李春涛,闫续文,宋敏,杨威. 金融科技与企业创新——新三板上市公司的证据[J]. 中国工业经济, 2020,(1):81-98.
- [10]李旭超,罗德明,金祥荣. 资源错置与中国企业规模分布特征[J]. 中国社会科学, 2017,(2):25-43.
- [11]林毅夫,孙希芳. 银行业结构与经济增长[J]. 经济研究, 2008,(9):31-45.
- [12]刘澜飏,沈鑫,郭步超. 互联网金融发展及其对传统金融模式的影响探讨[J]. 经济学动态, 2013,(8):73-83.
- [13]刘莉亚,何彦林,王照飞,程天笑. 融资约束会影响中国企业对外直接投资吗?——基于微观视角的理论和实证分析[J]. 金融研究, 2015,(8):124-140.
- [14]刘莉亚,金正轩,何彦林,朱小能,李明辉. 生产效率驱动的并购——基于中国上市公司微观层面数据的实证研究[J]. 经济学(季刊), 2018,(4):1329-1360.
- [15]鲁晓东,连玉君. 中国工业企业全要素生产率估计:1999—2007[J]. 经济学(季刊), 2012,(2):541-558.
- [16]罗煜,何青,薛畅. 地区执法水平对中国区域金融发展的影响[J]. 经济研究, 2016,(7):118-131.
- [17]孟娜娜,栗勤,雷海波. 金融科技如何影响银行业竞争[J]. 财贸经济, 2020,(3):66-79.
- [18]钱雪松,方胜. 担保物权制度改革影响了民营企业负债融资吗?——来自中国《物权法》自然实验的经验证据[J]. 经济研究, 2017,(5):146-160.
- [19]邱晗,黄益平,纪洋. 金融科技对传统银行行为的影响——基于互联网理财的视角[J]. 金融研究, 2018,(11):17-29.
- [20]饶华春. 中国金融发展与企业融资约束的缓解——基于系统广义矩估计的动态面板数据分析[J]. 金融研究, 2009,(9):156-164.
- [21]沈悦,郭品. 互联网金融、技术溢出与商业银行全要素生产率[J]. 金融研究, 2015,(3):160-175.
- [22]盛天翔,范从来. 金融科技、最优银行业市场结构与小微企业信贷供给[J]. 金融研究, 2020,(6):114-132.
- [23]唐松,赖晓冰,黄锐. 金融科技创新如何影响全要素生产率:促进还是抑制?——理论分析框架与区域实践[J]. 中国软科学, 2019,(7):134-144.
- [24]唐松,伍旭川,祝佳. 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[J]. 管理世界, 2020,(5):52-66.
- [25]唐未兵,傅元海,王展祥. 技术创新、技术引进与经济增长方式转变[J]. 经济研究, 2014,(7):31-43.
- [26]肖文,薛天航. 劳动力成本上升、融资约束与企业全要素生产率变动[J]. 世界经济, 2019,(1):76-94.
- [27]杨丰来,黄永航. 企业治理结构、信息不对称与中小企业融资[J]. 金融研究, 2006,(5):159-166.
- [28]姚洋,章奇. 中国工业企业技术效率分析[J]. 经济研究, 2001,(10):13-19.
- [29]伊志宏,姜付秀,秦义虎. 产品市场竞争、公司治理与信息披露质量[J]. 管理世界, 2010,(1):133-141.
- [30]于蔚,汪淼军,金祥荣. 政治关联和融资约束:信息效应与资源效应[J]. 经济研究, 2012,(9):125-139.
- [31]余森杰,李晋. 进口类型、行业差异化程度与企业生产率提升[J]. 经济研究, 2015,(8):85-97.
- [32]张杰,郑文平,新夫. 中国的银行管制放松、结构性竞争和企业创新[J]. 中国工业经济, 2017,(10):118-136.
- [33]Bertrand, M., and S. Mullainathan. Enjoying the Quiet Life? Corporate Governance and Managerial Preferences[J]. Journal of Political Economy, 2003,111(5):1043-1075.
- [34]Caggese, A., and V. Cunat. Financing Constraints, Firm Dynamics, Export Decisions, and Aggregate Productivity[J]. Review of Economic Dynamics, 2013,16(1):177-193.
- [35]Chong, T. T. L., L. Lu, and S. Ongena. Does Banking Competition Alleviate or Worsen Credit Constraints Faced by Small-and Medium-sized Enterprises? Evidence from China[J]. Journal of Banking & Finance, 2013, 37(9):3412-3424.
- [36]Fuster, A., M. Plosser, P. Schnabl, and J. Vickery. The Role of Technology in Mortgage Lending [J]. Review of Financial Studies, 2019,32(5):1854-1899.

- [37]Hadlock, C. J., and J. R. Pierce. New Evidence on Measuring Financial Constraints: Moving beyond the KZ Index[J]. *The Review of Financial Studies*, 2010,23(5):1909–1940.
- [38]Hopenhayn, H. A. Firms, Misallocation, and Aggregate Productivity: A Review [J]. *Annual Review of Economics*, 2014,6(1):735–770.
- [39]Hsieh, C. T., and P. J. Klenow. Misallocation and Manufacturing TFP in China and India[J]. *Quarterly Journal of Economics*, 2009,124(4):1403–1448.
- [40]Huang, Y., C. Lin, Z. Sheng, and L. Wei. FinTech Credit and Service Quality[R]. BIS Working Paper, 2018.
- [41]Lee, H. H., S. A. Yang, and K. Kim. The Role of Fintech in Mitigating Information Friction in Supply Chain Finance[R]. Asian Development Bank Economics Working Paper, 2019.
- [42]Lin, M., N. R. Prabhala, and S. Viswanathan. Judging Borrowers by the Company They Keep: Friendship Networks and Information Asymmetry in Online Peer-to-Peer Lending [J]. *Management Science*, 2013,59(1): 17–35.
- [43]Philippson, T. The Fintech Opportunity[R]. NBER Working Paper, 2016.
- [44]Song, Z., and G. L. Wu. Identifying Capital Misallocation[R]. Working Paper of the University of Chicago, 2015.
- [45]Stiglitz, J. E., and A. Weiss. Credit Rationing in Markets with Imperfect Information [J]. *American Economic Review*, 1981,71(3):393–410.
- [46]Vig, V. Access to Collateral and Corporate Debt Structure: Evidence from a Natural Experiment [J]. *Journal of Finance*, 2013,68(3):881–928.

Financial Technology and Enterprise Total Factor Productivity ——Perspective of “Enabling” and Credit Rationing

SONG Min, ZHOU Peng, SI Hai-tao

(Economics and Management School, Wuhan University, Wuhan 430072, China)

Abstract: How to effectively improve enterprises total factor productivity is the key to determining whether China’s economy can achieve high-quality development. Can financial technology empower traditional financial institutions and optimize the allocation of credit resources to better serve the real economy? In this paper, we construct a new regional financial technology (fintech) development indicator based on the establishment information of fintech companies. Using the data of A-share listed companies from 2011 to 2018, we investigate the impact of financial technology development on enterprises total factor productivity and its mechanism. First, empirical results show that the development of financial technology has a positive and significant effect on enterprises total factor productivity. This finding remains robust after we mitigate the endogeneity concern by using instrumental variables, system GMM method and DID. Further, we find that easing financing constraints and improving the efficiency of credit resource allocation are two potential channels. Finally, our heterogeneity analysis shows that the impact of the fintech development is more pronounced for firms with small size, firms faced with lower competition or firms located in regions with lower marketization. Therefore, in the critical period of China’s economic transformation, government should continue to promote the development of financial technology, and use modern technology to enable finance to better serve the real economy, so as to promote the high-quality development of China’s economy.

Key Words: financial technology; total factor productivity; information asymmetry; financing constraints; credit allocation efficiency

JEL Classification: D21 G30 O31

[责任编辑:崔志新]