

# 数字普惠金融与农业全要素生产率\*

## ——基于要素流动与技术扩散的视角

唐建军<sup>1</sup> 龚教伟<sup>1</sup> 宋清华<sup>2</sup>

**摘要：**本文利用2011—2019年中国地级市面板数据，采用动态面板固定效应模型，实证分析了数字普惠金融发展对农业全要素生产率的影响。实证结果表明：第一，数字普惠金融发展显著提高了农业全要素生产率。从各维度看，对农业全要素生产率促进作用最强的是数字普惠金融产品和服务的使用深度，其次是数字化程度，最后是覆盖广度。同时，数字化普惠信贷和保险的发展对提高农业全要素生产率发挥了显著的协同效应。第二，在自然资源禀赋好和农业生产模式先进的地区，数字普惠金融发展对农业全要素生产率的促进作用更强。第三，数字普惠金融发展有利于生产要素在产业和区域间的流动与技术扩散，发挥生产前沿地区、工业化和城镇化的拉动效应，进而提高农业全要素生产率。为此，应大力提高农村数字普惠金融水平，充分考虑农业要素禀赋差异而因地制宜，实现工农互促、城乡互补的新型工农城乡关系，全面提高农业全要素生产率。

**关键词：**数字普惠金融 农业全要素生产率 要素流动 技术扩散

**中图分类号：**F304.7 **文献标识码：**A

### 一、引言

改革开放以来，中国农业增长迅速，总产值从1978年的1397亿元上升到2020年的137782亿元，按可比价格计算提高了10.6倍<sup>①</sup>。农业增长主要由要素投入增加和全要素生产率（Total Factor Productivity, TFP）提高两部分构成。现有研究表明，农业全要素生产率的提高，尤其是其技术变革部分，是促进中国农业实质性发展的主要驱动力（Sheng et al., 2020）。中国高度重视农业全要素生产率提高在实现乡村振兴和农业现代化中发挥的作用，中共中央、国务院印发的《乡村振兴战略规划

\*本文研究得到国家自然科学基金重点项目“乡村振兴战略实施中政府与市场的关系及其协调研究”（编号：71933004）、国家社会科学基金一般项目“金融科技背景下普惠金融机制与路径研究”（编号：19BJY250）的资助。本文曾获得2021年中国农林经济管理学术年会“优秀论文奖”。感谢匿名审稿专家的宝贵意见，当然文责自负。本文通讯作者：宋清华。

<sup>①</sup>根据历年《中国统计年鉴》中的农林牧渔业总产值指数计算得到。

(2018—2022年)》强调了“持续提高农业创新力、竞争力和全要素生产率”的重要性<sup>①</sup>。第一,农业全要素生产率提升可以增加农民收入,缩小城乡收入差距;第二,提高农业全要素生产率是解决粮食问题和保护稀缺自然资源的关键,对实现经济和社会可持续发展具有重要意义(Baldos and Hertel, 2014);第三,农业全要素生产率的提高有助于释放农业劳动力向工业和服务业转移,进而影响国家经济的整体转型和升级(徐建国和张勋,2016)。中国人口众多,但由于地理原因,实际耕地面积约占全国土地面积的13%,这对农民扩大农业生产规模构成了很大限制。在生产要素和环境承载力硬约束的新形势下,中国农业必须通过提高全要素生产率来实现高质量发展。

随着互联网和金融科技的深入应用,数字普惠金融应运而生并迅速发展。2016年,G20杭州峰会上发布的《G20数字普惠金融高级原则》将数字普惠金融定义为“一切通过使用数字金融服务以促进普惠金融的行动”,发展数字普惠金融上升至国家和政府战略高度<sup>②</sup>。2021年中央“一号文件”《中共中央 国务院关于全面推进乡村振兴加快农业农村现代化的意见》首次提出了“发展农村数字普惠金融”<sup>③</sup>。通过科技赋能农村金融改革,充分发挥金融要素在加快推进农业现代化中的作用已成为新时期“三农”工作的重点。

数字普惠金融具有便捷、共享、低成本、低门槛等特点,是增强金融普惠性的最优形式,为解决农村金融问题提供了新思路。第一,数字普惠金融依托大数据、区块链、人工智能等创新科技的发展,可以大幅降低金融机构提供金融产品和服务的成本,提高金融服务的覆盖率和渗透率(傅秋子和黄益平,2018)。第二,数字普惠金融依托互联网平台,不仅可以促进金融内部子行业间的协作,还有利于塑造更多商业模式,促进新业态的发展。第三,借助大数据和云计算技术,金融机构可以获得更加全面和准确的农户信息,减少由信息不对称引发的道德风险和逆向选择问题,在缓解农户信贷约束的同时改善了农村地区信息传播的效率和方式,缓解了农户的信息约束(Beck et al., 2018)。第四,数字金融的普及将鼓励更多农户使用移动互联网进行安全性较高的金融资产交易,有利于缓解农户的信任约束,增加其社会信任感,从而激励他们分享技术和经验、提高生产积极性(何婧和李庆海,2019)。

学术界主要聚焦数字普惠金融在改善农民生活水平(尹振涛等,2021;张勋等,2021)、缩小城乡发展差距(马威和张人中,2022;王修华和赵亚雄,2022)、消除贫困(王修华和赵亚雄,2020;董晓林等,2021)和促进乡村产业振兴(谭燕芝等,2021)等方面发挥的作用,并在近期开始关注数字普惠金融对农业生产的影响。既有研究表明,数字普惠金融发展有利于农业生产中资本要素对劳动力要素的替代(张正平和王琼,2021),并通过促进农业固定资产投资(孙学涛等,2022)、推动农机作业服务市场发展(闫桂权等,2022)等方式提升农业机械化水平。农业机械化为农业资本深化和技术进步创造了条件,有利于农业生产率的提高。中国的农业机械化与劳动力流动密切相关。改革开放初期,农村实行家庭联产承包责任制后,农业部门存在大量剩余劳动力,导致农业机械化进程停滞

<sup>①</sup>参见: [http://www.gov.cn/zhengce/2018-09/26/content\\_5325534.htm](http://www.gov.cn/zhengce/2018-09/26/content_5325534.htm)。

<sup>②</sup>参见: <https://www.gpfi.org/publications/g20-high-level-principles-digital-financial-inclusion>。

<sup>③</sup>参见: [http://www.moa.gov.cn/ztzl/jj2021zyhwj/zxgz\\_26476/202102/t20210221\\_6361865.htm](http://www.moa.gov.cn/ztzl/jj2021zyhwj/zxgz_26476/202102/t20210221_6361865.htm)。

不前，20世纪90年代以来，非农部门就业机会的迅速扩张改变了这种情况，推动了中国农业机械化近30年的快速发展（Yang et al., 2013）。数字普惠金融不仅能缓解农户信贷约束、提升金融可得性（王修华和赵亚雄，2022），还能放宽农户创业和从事非农就业的信息约束和信任约束，有利于农业劳动力向非农部门和城镇地区转移，促进非农部门的发展。而非农部门进步为农业生产提供了机械设备、能源动力、化肥种子等方面的便利，进而有利于推动农业机械化和农业生产率的提高（徐建国和张勋，2016）。此外，数字普惠金融依托数字技术优势突破了时空限制，提高了农村金融市场的运行效率，为农业生产要素相对价格收敛和农业技术扩散创造了条件，可能影响地区间农业生产率的收敛和赶超速度。现有关于数字普惠金融影响农业全要素生产率的研究相对缺乏，特别是数字普惠金融发展能否通过促进生产要素在产业和区域间流动，推动各产业和城乡融合发展，同时发挥金融普惠化和数字化对农业生产要素相对价格收敛和农业技术扩散的作用，促进区域间农业全要素生产率收敛，进而实现中国农业全要素生产率长效提升的问题尚未得到检验。因此，本文在现有研究基础上，基于要素流动和技术扩散引致的产业和区域协同发展的研究视角，对数字普惠金融发展能否提高农业全要素生产率这一问题展开研究。

相较现有文献，本文拟在以下方面做一些新的尝试：第一，从农业全要素生产率角度研究数字普惠金融的经济效应，希望对评估数字普惠金融在推进农业现代化中发挥的作用提供新的理论和现实依据。现有文献从要素配置效率（Adamopoulos et al., 2022）、科技投入（Alston, 2018）、经营规模（Sheng et al., 2019）等角度研究了农业生产率的影响因素。而有关金融因素影响农业生产率的文献主要集中在信贷可得性（Karlan et al., 2014）、正规与非正规信贷配给（Ali et al., 2014）、农户保险参与（Vigani and Kathage, 2019）等角度，较少考虑金融包容性，以及互联网和金融科技的应用，即关于普惠金融和数字金融发展影响农业全要素生产率的研究相对欠缺。第二，从由劳动力和人口转移引致的产业和城乡协同发展视角分析数字普惠金融影响农业全要素生产率的间接渠道，实证检验数字普惠金融发展在促进生产要素在产业和城乡间流动、发挥工业化和城镇化带动效应中的作用，以期为实现产业和城乡融合发展提供新视角和经验。第三，在诱致性技术创新理论框架下拓展分析数字普惠金融发展对农业技术扩散和生产率收敛速度的影响，尝试利用多前沿生产率赶超模型验证“农业技术扩散和生产率收敛更易发生在数字普惠金融发展水平相近地区”的理论假说。

## 二、理论机制与研究假说

### （一）数字普惠金融对农业全要素生产率的直接影响

数字普惠金融可能发挥自身特点和优势直接影响农业生产。第一，相比于传统金融服务和一般层面的普惠金融，数字普惠金融将金融科技与普惠金融有机结合，借助于互联网、大数据等信息技术，可以大幅度降低金融机构提供金融产品和服务的成本，提高普惠金融的覆盖率和渗透率，更大程度地放宽农户融资约束，满足其生产性资金需求（傅秋子和黄益平，2018），对鼓励农户改善农业生产技术、提高农业生产效率具有积极作用。第二，中国现代农业正向资本密集型产业发展，金融机构是农业资金供给的主要部门之一。农业贷款和农业保险是农村金融体系的重要组成部分，二者协同发展对

提高农业生产率具有重要作用<sup>①</sup>。但早期农村金融市场普遍存在系统风险、信息不对称等问题，且农业贷款和农业保险的直接受益者存在分离，以及2018年前中国银行业和保险业长期存在的分业经营与监管制度，在很大程度上限制了农业贷款和保险对促进农业增长发挥的作用（王向楠，2011）。随着数字普惠金融的发展，不仅农业贷款和农业保险在农村地区的覆盖率和渗透率将显著提高，农业贷款门槛降低让更多农户获得生产性信贷支持，保险业务的精细化、多元化发展进一步降低了农业生产风险，而且互联网及金融科技的发展为农业保险与贷款服务在信息和业务上提供了更广泛的合作机制，为发挥金融产品和服务之间的“协同效应”创造了更多条件，对改善农村金融市场、推动农业生产率提高发挥积极作用。第三，数字普惠金融有利于促进农业技术扩散，从而提高农业生产率。一方面，数字普惠金融可以发挥互联网的“网络效应”和“连接经济”作用，促进技术传播和交流（郭家堂和骆品亮，2016）；另一方面，农户通过互联网进行安全性较高的金融资产交易，有利于缓解其信任约束（何婧和李庆海，2019），使他们更愿意分享生产技术和经验，最终有利于农业技术扩散和生产率提高。第四，数字普惠金融依托互联网平台，在电子商务的发展下能够催生更多新业态，激发农民新型需求，拓展更多的生产和服务模式，有利于改善农村地区的生产和消费结构，为农业生产和农村发展创造更多动力。综上，本文提出假说1。

H1：数字普惠金融发展可能显著提高农业全要素生产率。

## （二）数字普惠金融对农业全要素生产率的间接影响

除了发挥自身特点和优势直接影响农业生产外，数字普惠金融发展还可能通过促进生产要素在区域、产业和城乡间流动，发挥收入效应、产业协同效应、技术扩散效应等间接影响农业全要素生产率。

1.通过促进农业劳动力转移，推动工业部门进步，为农业生产提供资金和技术支持的同时促进农业资本深化，进而提高农业全要素生产率。劳动力转移可能通过溢出效应、干中学等方式促进农业全要素生产率的长效提升，而数字普惠金融为农业劳动力向非农部门转移创造了条件。相比于传统金融和一般层面的普惠金融，数字普惠金融的覆盖率和渗透率更高，可以从产品和服务两方面更好地满足农业劳动力向非农部门转移的资金需求，更大程度地放宽其从事非农就业的参与约束条件和激励约束条件（张勋等，2021），而且数字普惠金融可以推动农地证券化流转，帮助农户克服资本和信息约束，实现农业劳动力的长效转移（李婷，2016）。此外，数字金融发展有利于增加农户收入，帮助改善农民的创业行为，从而促进农业劳动力转移和实现经济包容性增长（张勋等，2021）。

农业劳动力向非农部门转移有利于提高工业部门的资本回报率，促进非农部门发展（刘晓光和卢锋，2014）。而非农部门的产品可以作为农业技术投入的中间品，非农部门发展将促进非农产品的相对价格下降，从而降低农业技术进步的门槛（Yang and Zhu，2013）。此外，非农工资水平的提高会增加劳动力从事农业生产的机会成本，导致农业劳动力投入的要素价格相对提升，资本投入的要素价格相对下降，根据诱致性技术进步理论（Hayami and Ruttan，1971），技术进步方向会偏向于相对廉

<sup>①</sup>2009年中央“一号文件”《关于2009年促进农业稳定发展农民持续增收的若干意见》明确指出，“探索建立农村信贷与农业保险相结合的银保互动机制”；2010年，银监会和保监会联合发布《关于加强涉农信贷与涉农保险合作的意见》。

价的要素，从而促进农业资本深化及其对劳动力、土地要素的替代（李谷成，2015），推动农业生产率提升。值得注意的是，随着资本深化的深入，农户将倾向使用更少的劳动力，甚至通过转入农地扩大经营规模（赵思诚等，2020）。而生产规模扩大可能增加农户面临的信贷约束及生产风险，此时，数字普惠金融的发展有助于平衡农业生产扩张伴随的问题和风险，促进农业生产率的长效增长。相关理论机制如图1所示。

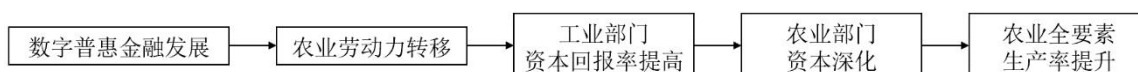


图1 数字普惠金融、劳动力转移与“以工促农”

综上，本文提出假说2。

H2: 数字普惠金融发展可能通过促进农业劳动力向非农部门转移，推动工业部门资本回报率提升，进而促进农业资本深化，最终“以工促农”提高农业全要素生产率。

2.通过促进人口城镇化和产业城镇化提高农业全要素生产率。城镇化长效发展的关键是发挥普惠金融对扭转金融偏向性发展的作用（尹晓波和王巧，2020）。由于中国特殊的城乡二元发展格局，传统金融和普惠金融对农村地区的覆盖率和渗透率与城镇地区有显著差异，导致对农村地区的支持力度难以实现（马述忠和胡增玺，2022），数字金融的包容性在扭转金融偏向性、促进城镇化发展中将发挥重要作用。数字普惠金融可以通过提高正规金融产品和服务的可得性，让更多的进城农民工和小微企业从金融发展中获益，提高进城农民工对金融产品和服务的利用水平，从而加速农民市民化进程和促进小微企业成长来推动城镇化发展。此外，依托互联网和数字技术的优势，数字普惠金融还有利于推进新型城镇化发展，实现由“要素驱动”向“创新驱动”的转变（辜胜阻和刘江日，2012）。

城镇化包括人口城镇化和产业城镇化两个方面，对农业生产率提高可能产生显著影响。首先，人口城镇化的主要表现是农村人口为寻找非农就业机会向城镇地区转移，有利于增加农户工资性收入，在当前农业劳动力大量转移，大部分农户采取兼业经营策略的背景下，非农工资收入增加有利于缓解农户信贷约束，增加其农业生产性投资（Ito and Kurosaki, 2009）。留居农村的务农劳动力减少会增加农业劳动力要素投入的相对价格，农户更倾向于增加农业机械化投资以降低务农机会成本，最终将促进农业资本深化和生产率增长。此外，虽然城镇化可能带来因农村劳动力流失而导致的农村空心化和务农劳动力价格上升过快的问题，但同时也会释放大量农村土地，有利于减少耕地细碎化和推进大规模耕作（Wang et al., 2021），耕作规模的增加也有助于提高农业投入效率，优化农业要素配置（Oueslati et al., 2019），从而促进农业生产率增长。其次，与人口城镇化相伴随的产业城镇化的主要表现是城镇第二、第三产业发展，不仅能够刺激城市居民对农产品的需求，优化农业产业与产品结构（谢杰，2012），还会对农村地区发挥技术扩散和溢出效应（Zhong et al., 2020），且非农部门进步将为农业技术投入提供更多高质量的中间产品，有利于刺激农业技术进步和提高农业生产率。相关理论机制如图2所示。

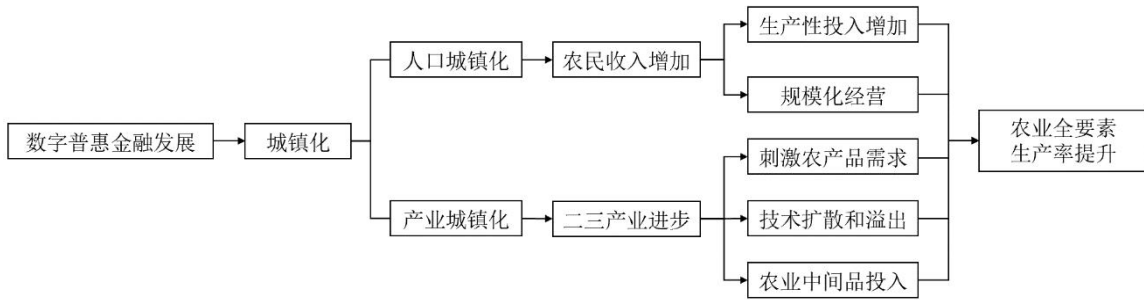


图2 数字普惠金融、城镇化与“以城带乡”

综上，本文提出假说3。

H3: 数字普惠金融发展可能通过促进农村人口转移，推动人口城镇化和产业城镇化，最终“以城带乡”提高农业全要素生产率。

### （三）数字普惠金融对农业全要素生产率收敛性的影响

索洛模型表明经济增长过程具有某种趋同趋势。在农业领域，国家和地区间农业经济增长的收敛和赶超主要是通过技术扩散和创新实现的（Hayami and Ruttan, 1971）。影响农业技术扩散的因素既包括政策、推广体系等宏观动力，也包括技术信息、扩散渠道、金融支持和社会网络等微观因素。

现有研究表明，要素相对价格变化是诱致技术变迁的主要原因（郑旭媛和徐志刚，2017），金融是要素市场的重要组成部分，金融发展水平会显著影响要素市场价格。数字普惠金融依托现代金融科技，对优化农业产业链、激活农村要素市场和实现要素市场化配置具有重要作用。例如，在土地流转方面，依托数字技术的农地证券化流转不仅推动了土地要素的市场化定价，还有利于引导社会资本进入农村，为农村要素市场提供更多利润空间，而数字化农业保险则能更好地发挥风险补偿机制，为加速农村土地流转、盘活土地等要素资源提供保障。此外，借助互联网和区块链、大数据等信息技术，数字普惠金融有利于促进生产要素在地区间流动，加强要素市场关联度，推动农业生产要素相对价格趋近；并通过发挥“连接经济”的作用，缓解了落后地区的信息约束（郭家堂和骆品亮，2016），有利于农业技术的传播和采纳。综上，要素相对价格变化和技术创新采纳方向可能在很大程度上受到数字普惠金融发展水平的影响，从而影响农业技术扩散和生产率赶超速度。相关理论机制如图4所示。

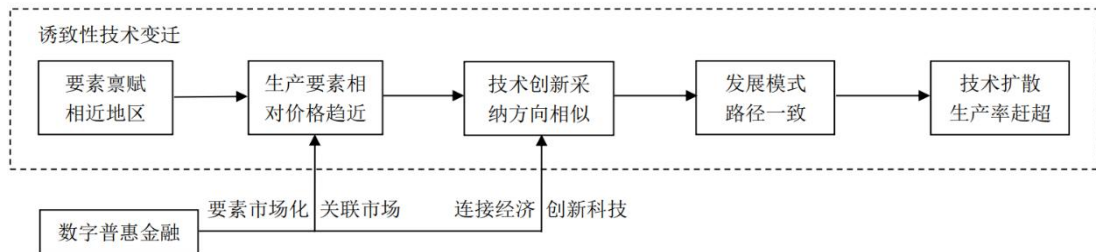


图3 数字普惠金融、农业技术扩散与生产率收敛

据此，通过扩展诱致性技术创新理论，本文提出假说4。

H4: 农业技术扩散和生产率收敛更有可能发生在数字普惠金融发展水平相近的地区。

### 三、研究设计

#### （一）样本和数据来源

本文研究利用2011—2019年中国288个地级市的平衡面板数据研究数字普惠金融发展对农业全要素生产率的影响。地级市数字普惠金融相关指标来源于“北京大学数字普惠金融指数”（郭峰等，2020）。地级市农业投入和产出、控制变量、调节变量、中介变量数据来自历年《中国城市统计年鉴》、各省（区、市）和各地级市统计年鉴、地方政府网站、Wind数据库等，缺失数据采用插值法补充。

#### （二）变量设定

1.被解释变量。本文的核心被解释变量是农业全要素生产率，使用各地级市的农业投入和产出数据进行测算。参考以往研究（Gong, 2018; 李谷成, 2015; 龚斌磊等, 2020），产出变量选择以2010年不变价格计算的第一产业增加值，投入变量包括劳动力（第一产业从业人员数）、土地（农作物播种面积）和资本（农用机械总动力）。选择增加值作为产出变量，说明已经剔除化肥、种子、饲料、能源、服务费等农业中间投入，原因是地级市层面的统计数据中缺失许多中间投入数据，因此选择增加值作为产出变量可以减少测量误差。

本文采用随机前沿分析（Stochastic Frontier Analysis, SFA）和Malmquist生产率指数测算和分解地级市农业全要素生产率。相比于数据包络分析（Data Envelope Analysis, DEA），SFA的优势在于加入了随机扰动项来控制测量误差和不确定因素的影响。农业是受自然环境等不确定因素影响较强的产业，采用SFA更符合农业生产的本质特征（Gong, 2018）。因此，本文采用SFA-Malmquist指数法测算各地级市农业全要素生产率。参考Kumbhakar and Lovell（2003），SFA模型设定如下：

$$\ln Y_{it} = \ln f(X_{it}, t; \beta) + v_{it} - \mu_{it} \quad (1)$$

（1）式中， $Y_{it}$ 表示地级市*i*在*t*时期的农业产出； $X_{it}$ 表示地级市*i*在*t*时期的农业生产要素投入； $\beta$ 表示待估参数； $f$ 表示特定函数形式。 $v_{it}$ 表示随机误差项，假定服从正态分布， $v_{it} \sim N(0, \sigma_v^2)$ ； $\mu_{it}$ 表示技术非效率项，假定服从截断正态分布， $\mu_{it} \sim N^+(\mu, \sigma_\mu^2)$ ； $v_{it}$ 和 $\mu_{it}$ 相互独立；采用时变模型测算 $\mu_{it}$ 。

对函数形式 $f$ 的选择，本文参考Greene（2005），选取超越对数函数构建面板固定效应SFA模型，具体函数形式如下：

$$\begin{aligned} \ln Y_{it} = & \beta_0 + \sum_j \beta_j \ln X_{ijt} + \beta_t t + \sum_j \sum_l \beta_{jl} \ln X_{ijt} \times \ln X_{ilt} + \beta_{tt} t^2 + \sum_{jt} \beta_{jt} t \times \ln X_{ijt} \\ & + \alpha_i + v_{it} - \mu_{it} \end{aligned} \quad (2)$$

（2）式中， $i$ 和*t*分别代表地级市和时期， $j$ 和*l*分别代表第*j*种和第*l*种要素投入， $\alpha_i$ 为不可观测的地级市固定效应，其余变量定义与（1）式相同。

为满足规模报酬不变（Constant Returns to Scale, CRS）<sup>①</sup>假设并符合超越对数函数的对称性，本

<sup>①</sup>假设农业产业遵循规模报酬不变具有合理性：第一，规模报酬可变的经济学含义是指所有要素按同一比例同时增减，

文对模型的投入和产出变量用土地投入进行标准化,即产出变量为单位土地农业产出( $Y$ )、投入变量包括单位土地劳动力投入( $L$ )和单位土地资本投入( $K$ );然后将标准化后的各投入产出变量代入(2)式,得到如下回归模型:

$$\ln Y_{it} = \beta_0 + \beta_1 \ln K_{it} + \beta_2 \ln L_{it} + \beta_3 (\ln K_{it})^2 + \beta_4 (\ln L_{it})^2 + \beta_5 \ln K_{it} \ln L_{it} + \beta_6 t \ln K_{it} + \beta_7 t \ln L_{it} + \beta_8 t + \beta_9 t^2 + \alpha_i + v_{it} - \mu_{it} \quad (3)$$

估计模型参数后,通过下式即可获得 $t$ 时期地级市 $i$ 的农业技术效率( $EFF$ ):

$$EFF_i^t = \exp(-\mu_{it}), 0 \leq \exp(-\mu_{it}) \leq 1 \quad (4)$$

地级市 $i$ 从 $t$ 时期到 $t+1$ 时期的农业技术效率( $EFFCH$ )可由如下公式计算:

$$EFFCH_i^{t,t+1} = EFF_i^{t+1} / EFF_i^t \quad (5)$$

地级市 $i$ 从 $t$ 时期到 $t+1$ 时期的技术变化可通过对(3)式估计参数求 $t$ 的偏导数计算得到。由于技术变化呈非中性,相邻时期 $t$ 和 $t+1$ 的农业技术进步( $TECH$ )宜采取几何平均值计算,具体计算公式如下:

$$TECH_i^{t,t+1} = \sqrt{\left(1 + \frac{\partial f(X_{it}, t; \beta)}{\partial t}\right) \left(1 + \frac{\partial f(X_{i(t+1)}, t+1; \beta)}{\partial(t+1)}\right)} \quad (6)$$

在CRS假定下,依据Malmquist生产率指数的分解,农业全要素生产率( $TFPCH$ )可表示为:

$$TFPCH_i^{t,t+1} = EFFCH_i^{t,t+1} \times TECH_i^{t,t+1} \quad (7)$$

2.解释变量。本文的核心解释变量是数字普惠金融水平,由地级市层面的数字普惠金融指数表示。该指数由北京大学数字金融研究中心和蚂蚁金服集团共同编制,基于蚂蚁金服提供的数字金融服务数据,运用无量纲方法和层次分析法,根据数字普惠金融指标体系计算数字普惠金融指数得分及各维度得分,涵盖中国省、市、县三个层级的数据(郭峰等,2020)。

3.控制变量。本文在参考以往文献(Gong, 2020; 韩海彬和张莉, 2015)的基础上,加入了可能影响农业全要素生产率的其他因素作为控制变量,相关变量的定义和描述性统计结果如表1所示。

4.调节变量。本文构建农业生产经营主体组织化率、生产要素集约化率、产业链一体化率和农产品商品化率四个调节变量检验不同农业生产模式下数字普惠金融发展影响农业全要素生产率的异质性。其中:生产经营主体组织化率等于合作社覆盖农户数占农村居民总户数的比例;生产要素集约化率等于农用机械总动力除以农作物总播种面积,即单位土地资本投入;产业链一体化率等于农产品加工业主营业务收入除以农林牧渔业总产值;农产品商品化率等于农村家庭人均粮食销售量占人均粮食产量

但这一点在农业生产中不具备实践价值(Ellis, 1993);第二,在产业分析中很难考虑规模报酬可变的情况(Coelli and Rao, 2005);第三,中国农业生产更符合规模报酬不变假设(Gong, 2018)。



的比重。<sup>①</sup>

5. 中介变量。为验证数字普惠金融影响农业全要素生产率的间接影响机制，本文参考刘晓光和卢锋（2014）、李谷成（2015）及徐建国和张勋（2016）等的处理方法，构建劳动力转移率、工业资本回报率和农业资本深化三个指标检验假说 2，同时选取城镇化率、农村居民收入和产业结构三个指标检验假说 3。其中：劳动力转移率等于第二产业从业人员数占第一、第二产业从业人员总数的比例<sup>②</sup>；工业资本回报率等于规模以上工业企业利润总额除以固定资产净值；农业资本深化等于劳均农用机械总动力；城镇化率等于城镇常住人口占总人口的比例<sup>③</sup>；农村居民收入用农村家庭人均可支配收入衡量；产业结构等于第二、第三产业增加值占地区生产总值的比重。

表 1 主要变量的描述性统计

变量名称	变量赋值说明	均值	标准差
被解释变量			
农业全要素生产率	具体计算见（7）式	1.053	0.066
解释变量			
数字普惠金融指数	一级指标，数字普惠金融综合指数	165.470	65.498
覆盖广度	二级指标，数字普惠金融覆盖广度	155.777	63.602
使用深度	二级指标，数字普惠金融使用深度	163.177	68.092
数字化程度	二级指标，数字普惠金融数字化程度	201.859	81.840
信贷指数	二级指标，数字普惠金融信贷指数	118.220	43.513
保险指数	二级指标，数字普惠金融保险指数	312.536	147.486
控制变量			
林业占比	林业产值/农林牧渔业总产值	0.048	0.042
牧业占比	牧业产值/农林牧渔业总产值	0.293	0.097
渔业占比	渔业产值/农林牧渔业总产值	0.090	0.092
农村用电量	农村人均用电量（千瓦时/人）	1588.396	3130.935
农业结构	粮食播种面积/农作物总播种面积	0.651	0.136
灌溉面积	有效灌溉面积/农作物总播种面积	0.446	0.194
农业财政支出	农林水事务支出/财政总支出	0.126	0.039
教育财政支出	教育支出/财政总支出	0.179	0.039
GDP 增速	人均地区生产总值自然增长率	0.088	0.042
调节变量			
生产经营主体组织化率	合作社覆盖农户数/农村居民总户数	0.489	0.330
生产要素集约化率	农用机械总动力/农作物总播种面积（千瓦/公顷）	6.828	3.528

<sup>①</sup>限于地级市数据的可得性，除生产要素集约化率外，其余指标均只计算得到省级数据。

<sup>②</sup>该值越大则说明工业部门劳动力数量占农业、工业部门劳动力总数的比重越大，可在一定程度上反映农业部门向工业部门的劳动力转移率。

<sup>③</sup>辽宁省、吉林省和黑龙江省的地级市城镇常住人口数据缺失较多，故采用户籍人口计算此三省所辖地级市的城镇化率。

产业链一体化率	农产品加工业主营业务收入/农林牧渔业总产值	1.532	0.412
农产品商品化率	农村家庭人均粮食销售量/人均粮食产量	0.479	0.266
中介变量			
劳动力转移率	第二产业从业人员数/第一、第二产业从业人员总数	0.445	0.207
工业资本回报率	规模以上工业企业利润总额/固定资产净值	0.135	0.071
农业资本深化	农用机械总动力/第一产业从业人员数（千瓦/人）	3.977	1.759
城镇化率	城镇常住人口数/总人口数	0.546	0.141
农村居民收入	农村家庭人均可支配收入（元）	12477.760	5177.569
产业结构	第二、第三产业增加值/地区生产总值	0.881	0.075

### （三）计量模型

本文研究主要构建动态面板固定效应模型检验数字普惠金融对农业全要素生产率的影响。选择动态面板模型的原因包括：①农业全要素生产率变化是一个动态过程，当前农业全要素生产率可能受到历史生产率水平影响（例如生产经验积累）；②数字普惠金融本质仍具有传统金融特征，与生产率增长之间可能存在双向因果关系，为了缓解因变量联立性产生的内生性问题，适宜采用动态计量方法；③本文使用 288 个地级市共 9 年（2011—2019 年）的面板数据，截面大而时间较短，采用动态面板模型可以得到无偏且一致的估计量，提高估计有效性。本文采用系统广义矩估计（Generalized Method of Moments, GMM）方法估计模型参数，其中，内生工具变量选择滞后 1 期和滞后 2 期的内生变量的水平项和差分项，同时参考张勋等（2021）的研究，外生工具变量采用各地级市到杭州的地理球面距离（公里，取对数）。相较于差分 GMM，系统 GMM 同时包含了差分方程和水平方程信息，可以提高估计有效性，选择两步估计可以获得更稳健的估计结果（Alvarez and Arellano, 2022）。中介效应分析所用动态面板模型如下：

$$\ln Z_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 \ln Z_{i(t-1)} + \beta_1 \ln DIF_{it} + \lambda Control_{it} + \delta_t + \varphi_i + \varepsilon_{it} \quad (8)$$

$$M_{it} = \mu_0 + \mu_1 M_{i(t-1)} + \beta_2 \ln DIF_{it} + \chi Control_{it} + \delta_t + \varphi_i + \sigma_{it} \quad (9)$$

$$\ln Z_{it} = \gamma_0 + \gamma_1 \ln Z_{i(t-1)} + \beta_3 \ln DIF_{it} + \beta_4 M_{it} + \xi Control_{it} + \delta_t + \varphi_i + \pi_{it} \quad (10)$$

（8）～（10）式中，下标  $i$ 、 $t$  分别表示地级市  $i$  和年份  $t$ ； $Z$  为被解释变量，核心被解释变量为通过 SFA-Malmquist 指数法测算的农业全要素生产率； $DIF$  表示数字普惠金融指数； $M$  表示中介变量； $Control$  表示控制变量； $\delta_t$  和  $\varphi_i$  分别表示时间固定效应和地区固定效应； $\alpha_1$ 、 $\mu_1$ 、 $\gamma_1$ 、 $\beta$ 、 $\lambda$ 、 $\chi$  和  $\xi$  为待估计系数； $\alpha_0$ 、 $\mu_0$  和  $\gamma_0$  为截距项； $\varepsilon_{it}$ 、 $\sigma_{it}$  和  $\pi_{it}$  为随机扰动项。 $\beta_1$ 、 $\beta_2$ 、 $\beta_3$  和  $\beta_4$  为核心待估计系数，若满足：（8）式中系数  $\beta_1$  显著，（9）式中系数  $\beta_2$  显著，（10）式中系数  $\beta_3$  和  $\beta_4$  均显著，且  $\beta_3 < \beta_1$ ，则证明存在部分中介效应；若以上条件除了系数  $\beta_3$  不显著外其他条件都满足，则存在完全中介效应。

## 四、数字普惠金融与农业全要素生产率：基础分析

## (一) 农业全要素生产率测算

表 2 是 (3) 式的估计结果。基于该参数估计结果, 再结合 (4) ~ (7) 式即可测算出样本地级市的农业技术效率、农业技术进步和农业全要素生产率。此外, 由于 SFA 的结论高度依赖函数设定, 因此本文采用似然比 (Likelihood Ratio, LR) 检验对模型设定进行三个方面的假设检验来保证计量结果的稳健: ①前沿生产函数遵循 Cobb-Douglas 生产函数形式; ②不存在技术进步; ③技术进步符合希克斯中性。LR 检验结果拒绝三项原假设, 且大部分交叉项的系数在 1% 的统计水平上显著, 说明选取超越对数函数的 SFA 模型拟合效果较好。<sup>①</sup>

表 2 随机前沿生产函数参数估计结果

	估计系数		估计系数
$\ln K_{it}$	0.590*** (0.219)	$t \ln L_{it}$	0.056*** (0.009)
$\ln L_{it}$	-0.529*** (0.200)	$t$	0.118*** (0.017)
$(\ln K_{it})^2$	-0.140*** (0.049)	$t^2$	-0.010*** (0.001)
$(\ln L_{it})^2$	0.214*** (0.077)	$\sigma_u^2$	0.149*** (0.048)
$\ln K_{it} \ln L_{it}$	0.154 (0.138)	$\sigma_v^2$	0.008*** (0.001)
$t \ln K_{it}$	-0.019*** (0.006)		
观测值		2,880	
LR		175.078***	

注: \*\*\*, \*\*和\*分别表示 1%、5%和 10%的显著性水平, 括号内为稳健标准误。本文在测算 2011—2019 年农业全要素生产率时, 加入了 2010 年农业投入产出数据作为基期数据。

图 4 是分区域农业全要素生产率的变化趋势。2011—2019 年中国农业全要素生产率整体呈现波动上升趋势。2015 年之前, 东、中、西部农业全要素生产率差距不大; 但在 2016 年之后, 西部地区农业全要素生产率增速明显提高, 高于全国平均水平, 并呈现持续上升趋势; 中部和东部地区农业全要素生产率在经历 2017 年的小幅下降后, 2018 年反转上升, 逐渐缩小与西部地区的差距。<sup>②</sup>

<sup>①</sup>因篇幅所限, 此处未报告详细的检验过程和结果, 有兴趣的读者可向作者索要。

<sup>②</sup>因篇幅所限, 此处未报告样本期内农业全要素生产率省级均值的测算结果, 有兴趣的读者可向作者索要。

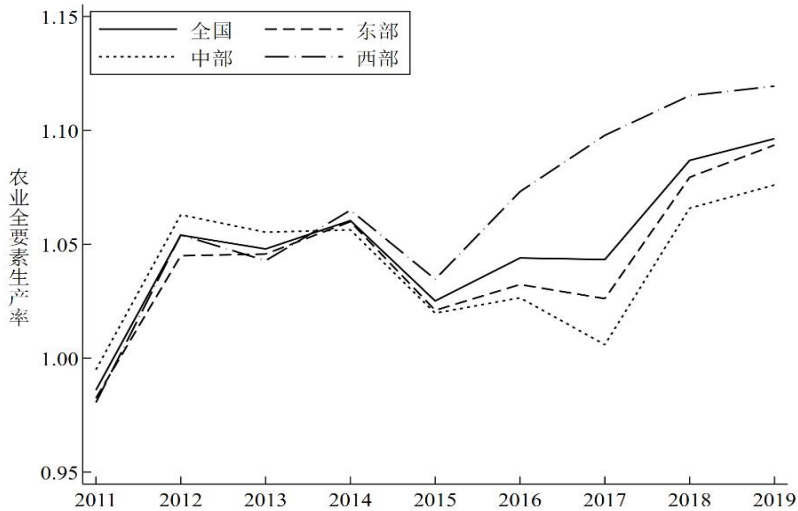


图4 分区域农业全要素生产率变化趋势

## (二) 数字普惠金融对农业全要素生产率的影响

1.主回归结果。本文采用系统GMM方法估计数字普惠金融对农业全要素生产率的影响，估计结果如表3所示。其中，表3中(1)列的核心解释变量为数字普惠金融指数，系数为0.057，在1%的统计水平上显著，说明数字普惠金融发展显著提高了农业全要素生产率，验证了假说1。数字普惠金融指数每提高1%，农业全要素生产率增长约0.06%。Hansen检验结果接受“所有工具变量均有效”的原假设。残差项序列相关性检验结果表明，残差项的差分不存在二阶序列相关，只存在一阶序列相关，说明原模型误差项不存在序列相关性。<sup>①</sup>

表3中(2)~(4)列检验了数字普惠金融发展各维度对农业全要素生产率的影响，核心解释变量分别为数字普惠金融覆盖广度、使用深度和数字化程度。其中，覆盖广度衡量的是数字金融产品和服务覆盖的人群和地域的比例；使用深度衡量的是实际使用数字金融产品和服务种类的多少、使用频率以及交易额度；数字化程度衡量的是数字技术应用实现金融服务的低成本和便利程度。核心解释变量的系数分别为0.031、0.058和0.051，均在1%的统计水平上显著，说明数字普惠金融发展各维度均促进了农业全要素生产率的提高。对比系数后发现，使用深度的促进作用最强，其次是数字化程度，最后是覆盖广度，说明提高数字普惠金融产品和服务的使用深度和数字化程度是提升农业生产率的关键。这与马威和张人中(2022)关于数字金融的使用深度对缩小城乡发展差距发挥显著作用，而数字金融的覆盖广度作用并不显著的结论一致，也与孙学涛等(2022)关于数字普惠金融的各维度中使用深度对农业机械化的影响最大的结论一致。

<sup>①</sup>作者感谢审稿专家的建设性意见，采用面板自回归分布滞后模型对数字普惠金融影响农业生产率的潜在滞后效应进行检验。加入数字普惠金融指数的一期、二期和三期滞后变量，但滞后项系数并不显著，说明数字普惠金融影响农业全要素生产率主要在当期显现。因篇幅所限，此处未报告检验结果，有兴趣的读者可向作者索要。

前文分析表明，数字普惠金融的发展不仅有助于提高农业贷款和农业保险在农村地区的覆盖率和渗透率，还可以有效整合金融业内部资源，发挥金融产品和服务之间的“协同效应”。因此，本文构建数字普惠金融指数中信贷指数和保险指数的交互项，研究数字化普惠信贷和保险的发展是否对促进农业生产率增长发挥协同效应，结果如表3中(5)列所示。信贷指数和保险指数交互项的系数为0.061，在1%的统计水平上显著，说明普惠金融与数字技术的发展促进了信贷业务和保险业务的融合，为发挥贷款与保险业务对农业生产的协同作用创造了条件。2018年3月，中国银监会与保监会合并，有助于进一步健全部门之间的风险分担和资源共享机制，促进银行业和保险业的协同与融合。

表3 数字普惠金融对农业全要素生产率的影响

变量	被解释变量：农业全要素生产率对数值				
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
被解释变量滞后一期	0.321*** (0.028)	0.308*** (0.023)	0.351*** (0.033)	0.340*** (0.022)	0.286*** (0.040)
数字普惠金融指数对数值	0.057*** (0.013)				
覆盖广度对数值		0.031*** (0.009)			
使用深度对数值			0.058*** (0.006)		
数字化程度对数值				0.051*** (0.006)	
信贷指数对数值×保险指数对数值					0.061*** (0.011)
信贷指数对数值					0.370*** (0.069)
保险指数对数值					0.292*** (0.051)
林业占比	0.072 (0.095)	0.233 (0.176)	0.347* (0.184)	0.221 (0.244)	0.696** (0.344)
牧业占比	0.044 (0.028)	0.033 (0.058)	0.082 (0.068)	0.127 (0.079)	0.035 (0.162)
渔业占比	0.095 (0.130)	0.044 (0.120)	-0.345** (0.158)	-0.283** (0.130)	-0.097 (0.207)
农村用电量对数值	0.062*** (0.011)	0.059*** (0.008)	0.044*** (0.009)	0.055*** (0.007)	0.035** (0.016)
农业结构	-0.035** (0.014)	-0.041** (0.020)	-0.049*** (0.019)	-0.064** (0.032)	-0.074*** (0.022)
灌溉面积	0.067** (0.030)	0.054** (0.026)	0.083* (0.043)	0.018 (0.038)	0.079 (0.067)
农业财政支出	0.278***	0.245**	0.228***	0.148***	0.442***

数字普惠金融与农业全要素生产率

	(0.088)	(0.107)	(0.078)	(0.052)	(0.152)
教育财政支出	0.141**	0.122**	0.146**	0.127*	0.258**
	(0.061)	(0.053)	(0.071)	(0.068)	(0.113)
GDP 增速	0.260***	0.212***	0.132***	0.221***	0.070*
	(0.031)	(0.027)	(0.018)	(0.022)	(0.040)
观测值	2,304	2,304	2,304	2,304	2,304
AR(1)p 值	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
AR(2)p 值	0.960	0.645	0.790	0.797	0.927
Hansen 检验 p 值	0.988	0.967	0.969	0.999	1.000

注：\*\*\*、\*\*和\*分别表示 1%、5%和 10%的显著性水平，括号内为稳健标准误；结果控制了城市和年份固定效应。

2.稳健性检验。为保证估计结果的稳健性，本文采用了包括 DEA 方法测算农业全要素生产率替换被解释变量、替换核心解释变量（数字普惠金融指数除以 100）、采用差分 GMM 方法估计、增加控制变量“互联网普及率”（每百人互联网接入户数，取对数）、控制省份与年份交互固定效应及剔除直辖市与海南、西藏样本后进行回归等稳健性检验方法，均证明结论稳健。<sup>①</sup>

## 五、数字普惠金融与农业全要素生产率：异质性检验

### （一）数字普惠金融对农业全要素生产率的异质性影响：自然资源禀赋

农业是对自然资源依赖性较强的产业，不同的自然资源禀赋会孕育出不同的农业生产模式，不同生产模式下的农业生产率可能表现出明显的差异。因此，本文将样本区域按照气温与日照、耕作类型、农业生产重要性进行分组，检验不同自然资源禀赋下数字普惠金融发展影响农业全要素生产率的地区差异<sup>②</sup>，分组回归结果如表 4 所示。表 4 中（1）列、（2）列是按照气温与日照分组的回归结果，热带和亚热带地区的数字普惠金融指数的系数为 0.100，在 1%的统计水平上显著，温带地区的数字普惠金融指数的系数为 0.025，在 5%的统计水平上显著，说明数字普惠金融更有效地提升了热带和亚热带地区的农业全要素生产率。表 4 中（3）～（5）列为按照耕作类型分组的回归结果，水田种植区的数字普惠金融指数的系数无论是经济意义还是统计意义均更显著，这与按照气温与日照分组所得结论相一致。最后，表 4 中（6）列、（7）列是按照农业生产重要性分组的回归结果，粮食主产区数字普惠金融指数的系数为 0.088，在 1%的统计水平上显著，非粮食主产区数字普惠金融指数的系数为 0.030，在 5%的统计水平上显著，说明数字普惠金融更有效地提升了粮食主产区的农业全要素生产率。综上，本文发现数字普惠金融发展对农业全要素生产率的正向效应主要集中在自然资源禀赋较好的地区。

<sup>①</sup>因篇幅所限，此处未报告稳健性检验结果，有兴趣的读者可向作者索要。

<sup>②</sup>因篇幅所限，此处未报告按照自然资源禀赋进行样本分类的标准和结果，有兴趣的读者可向作者索要。

表 4 数字普惠金融影响农业全要素生产率的异质性检验：自然资源禀赋

变量	被解释变量：农业全要素生产率对数值						
	气温与日照		耕作类型			农业生产重要性	
	热带与 亚热带	温带	旱地	水田	牧区	粮食主产 区	非粮食主 产区
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
被解释变量滞后一期	0.230*** (0.027)	0.234*** (0.014)	0.276*** (0.038)	0.230*** (0.027)	0.159 (0.213)	0.244*** (0.017)	0.213** (0.095)
数字普惠金融指数对 数值	0.100*** (0.016)	0.025** (0.010)	0.034** (0.014)	0.100*** (0.016)	0.007 (0.008)	0.088*** (0.019)	0.030** (0.013)
观测值	1,256	1,048	928	1,256	120	1,368	936
AR(1)p 值	0.005	0.009	0.008	0.005	0.102	0.001	0.022
AR(2)p 值	0.932	0.334	0.398	0.932	0.186	0.467	0.553
Hansen 检验 p 值	0.892	0.764	0.913	0.892	1.000	0.956	0.903

注：\*\*\*、\*\*和\*分别表示 1%、5%和 10%的显著性水平，括号内为稳健标准误；结果加入了控制变量，并控制了城市和年份固定效应。

(二) 数字普惠金融对农业全要素生产率的异质性影响：农业生产模式

本文从农业生产经营主体组织化、生产要素集约化、产业链一体化和农产品商品化四个维度构建指标，考察不同农业生产模式下数字普惠金融发展影响农业全要素生产率的程度差异。本文根据“该年份指标是否大于样本均值” (*high*) 赋值，大于均值取 1，小于等于均值取 0，构建数字普惠金融指数与 *high* 的交互项，估计结果如表 5 所示。表 5 中 (1) ~ (4) 列中交互项的系数分别为 0.011、0.026、0.041 和 0.054，并分别在 5%、1%、5%和 1%的统计水平上显著，说明在农业生产经营主体组织化水平、生产要素集约化程度、产业链一体化程度和农产品商品化水平较高的地区，数字普惠金融发展对农业全要素生产率提升的促进作用更强。

表 5 数字普惠金融影响农业全要素生产率的异质性检验：农业生产模式

变量	被解释变量：农业全要素生产率对数值			
	生产经营主体组织化	生产要素集约化	产业链一体化	农产品商品化
	(1)	(2)	(3)	(4)
被解释变量滞后一期	0.282*** (0.078)	0.243*** (0.034)	0.294*** (0.018)	0.348*** (0.019)
数字普惠金融指数 对数值× <i>high</i>	0.011** (0.006)	0.026*** (0.010)	0.041** (0.017)	0.054*** (0.013)
数字普惠金融指数 对数值	0.039*** (0.014)	0.085*** (0.023)	0.054*** (0.012)	0.047*** (0.012)
<i>high</i>	0.677** (0.291)	0.124*** (0.045)	0.469*** (0.177)	0.323*** (0.087)
观测值	2,304	2,304	2,304	2,304

数字普惠金融与农业全要素生产率

AR(1)p 值	0.000	0.000	0.000	0.000
AR(2)p 值	0.999	0.953	0.999	0.995
Hansen 检验 p 值	0.980	1.000	1.000	0.979

注：\*\*\*、\*\*和\*分别表示 1%、5%和 10%的显著性水平，括号内为稳健标准误；结果加入了控制变量，并控制了城市 and 年份固定效应。

## 六、数字普惠金融与农业全要素生产率：影响机制

### （一）数字普惠金融、劳动力转移与“以工促农”

本文采用动态面板中介效应模型检验假说 2，回归结果如表 6 所示。表 6 中（3）～（5）列反映了数字普惠金融通过促进农业劳动力转移至工业部门，为地区工业发展提供劳动力，从而促进工业资本回报率提升。（3）列结果显示，数字普惠金融指数的总效应系数为 0.006，在 1%的统计水平上显著，说明数字普惠金融发展显著提高了工业资本回报率。（4）列中被解释变量为劳动力转移率，数字普惠金融指数的系数为 0.004，在 1%的统计水平上显著，说明数字普惠金融发展显著促进了农业劳动力向工业部门转移。（5）列中被解释变量为工业资本回报率，数字普惠金融指数和劳动力转移率的系数分别为 0.004 和 0.088，分别在 5%和 1%的统计水平上显著，说明数字普惠金融发展通过促进农村劳动力向非农部门转移，推动工业资本回报率提升的影响机制得到验证。

表 6 中（2）列、（3）列、（6）列检验了数字普惠金融通过推动工业部门发展，促进农业资本深化的影响机制。（2）列反映了数字普惠金融发展影响农业资本深化的总效应为正，（3）列反映了数字普惠金融发展对工业资本回报率产生了显著的正向影响。（6）列中工业资本回报率对农业资本深化影响的系数为 0.262，在 5%的统计水平上显著，且数字普惠金融指数的系数为 0.015，与（2）列相比有所降低，在 1%的统计水平上显著，说明数字普惠金融通过推动工业部门进步，从而促进农业资本深化的路径得到验证。

表 6 中（1）列、（2）列、（7）列检验了数字普惠金融通过促进农业资本深化，最终实现农业全要素生产率提高的结果。（1）列反映了数字普惠金融发展影响农业全要素生产率的总效应为正，（2）列反映了数字普惠金融发展对农业资本深化产生了显著的正向影响。（7）列中农业资本深化对农业全要素生产率的系数为 0.028，在 5%的统计水平上显著，且数字普惠金融指数的系数为 0.050，与（1）列相比有所降低，在 1%的统计水平上显著，路径得到有效验证。综合以上分析，验证了假说 2。

表 6 数字普惠金融、工业化与“以工促农”

变量	农业全要素生产率	农业资本深化对数	工业资本回报率	劳动力转移率	工业资本回报率	农业资本深化对数	农业全要素生产率
	对数值	值				值	对数值
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
被解释变量滞后一期	0.321*** (0.028)	0.603*** (0.035)	0.585*** (0.054)	0.887*** (0.037)	0.507*** (0.053)	0.631*** (0.049)	0.287*** (0.030)
数字普惠金融指	0.057***	0.020***	0.006***	0.004***	0.004**	0.015***	0.050***



数字普惠金融与农业全要素生产率

数对数值	(0.013)	(0.006)	(0.001)	(0.001)	(0.002)	(0.005)	(0.014)
劳动力转移率					0.088***		
					(0.014)		
工业资本回报率						0.262**	
						(0.106)	
农业资本深化对数值							0.028**
							(0.012)
观测值	2,304	2,304	2,304	2,304	2,304	2,304	2,304
AR(1)p 值	0.000	0.003	0.024	0.020	0.029	0.003	0.000
AR(2)p 值	0.960	0.429	0.540	0.636	0.553	0.647	0.991
Hansen 检验 p 值	0.988	0.981	0.991	0.952	0.995	0.984	1.000

注：\*\*\*、\*\*和\*分别表示 1%、5%和 10%的显著性水平，括号内为稳健标准误；结果加入了控制变量，并控制了城市 and 年份固定效应。

## (二) 数字普惠金融、城镇化与“以城带乡”

本文采用动态面板中介效应模型检验假说 3，回归结果如表 7 所示。首先，表 7 中 (2) 列、(3) 列分别反映了数字普惠金融发展影响农村居民收入和产业结构的总效应，数字普惠金融指数的系数分别为 0.026 和 0.005，均在 1% 的统计水平上显著，说明数字普惠金融发展显著提高了农村人均可支配收入，推动了地区第二、第三产业的发展。其次，(4) 列中数字普惠金融指数的系数为 0.002，在 1% 的统计水平上显著，说明数字普惠金融显著提高了城镇化率，(5) 列、(6) 列中城镇化率对农村居民收入、产业结构均有显著正向影响，且数字普惠金融指数的系数分别为 0.022 和 0.002，分别小于 (2) 列、(3) 列中的估计系数，说明数字普惠金融发展通过推进地区城镇化发展，从而间接提高农村人均可支配收入和促进地区产业结构调整的路径成立。最后，(7) 列中农村居民收入和产业结构的系数分别为 0.043 和 0.009，在 1% 与 5% 的统计水平上显著，说明农村居民收入和产业结构对农业全要素生产率有显著正向影响；另外，数字普惠金融指数的系数为 0.050，在 1% 的统计水平上显著，且小于列 (1) 未加入中介变量时的系数，说明数字普惠金融发展通过推动城镇化进程，间接提高了农村居民收入和改善了地区产业结构，最终“以城带乡”提高了农业全要素生产率。综合以上分析，验证了假说 3。

表 7 数字普惠金融、城镇化与“以城带乡”

变量	农业全要素生产率对数值	农村居民收入对数值	产业结构	城镇化率	农村居民收入对数值	产业结构	农业全要素生产率对数值
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
被解释变量滞后一期	0.321*** (0.028)	0.817*** (0.008)	0.223*** (0.039)	0.855*** (0.039)	0.824*** (0.006)	0.259*** (0.021)	0.315*** (0.027)
数字普惠金融指数对数值	0.057*** (0.013)	0.026*** (0.002)	0.005*** (0.001)	0.002*** (0.0004)	0.022*** (0.003)	0.002*** (0.001)	0.050*** (0.012)
农村居民收入对数值							0.043*** (0.005)

产业结构							0.009** (0.004)	
城镇化率							0.070*** (0.023)	0.008*** (0.003)
观测值	2,304	2,304	2,304	2,304	2,304	2,304	2,304	
AR(1)p 值	0.000	0.000	0.046	0.002	0.000	0.041	0.000	
AR(2)p 值	0.960	0.554	0.833	0.399	0.577	0.815	0.878	
Hansen 检验 p 值	0.988	0.951	0.934	0.969	0.951	0.946	0.999	

注：\*\*\*、\*\*和\*分别表示 1%、5%和 10%的显著性水平，括号内为稳健标准误；结果加入了控制变量，并控制了城市和年份固定效应。

### （三）数字普惠金融、农业技术扩散与生产率收敛

根据前文分析，数字普惠金融发展水平可能影响农业生产要素相对价格的收敛趋势和技术创新方向，从而影响地区间农业技术扩散和生产率收敛的速度。本文参考龚斌磊（2020）的研究，构建多前沿生产率赶超模型（TFP Catch-up Model）检验假说 4<sup>①</sup>。通过对数字普惠金融指数相近地区设置二级生产前沿分析发现，生产前沿增速和生产率差距的估计结果均显著为正，且系数高于全国层面，说明在数字普惠金融发展水平相近的地区，农业技术扩散和生产率收敛更易发生。此外，数字普惠金融影响农业技术扩散和生产率收敛速度可能存在混合效应。因此，在控制了要素禀赋相近地区设置二级生产前沿的生产前沿增速变量和生产率差距变量后，数字普惠金融指数相近地区的生产前沿增速的估计结果仍显著为正，且系数大于同要素禀赋组内的生产前沿增速的估计系数，说明在数字普惠金融发展水平相近的地级市小组内，生产前沿对其他地级市农业全要素生产率的拉动作用更强。综合以上分析，验证了假说 4。

## 七、结论和政策建议

2021 年中央一号文件首次提出“发展农村数字普惠金融”，作为互联网、金融科技与普惠金融融合发展形成的新业态，数字普惠金融发展对全面推进乡村振兴、加快农业农村现代化具有重要意义。本文利用 2011—2019 年中国 288 个地级市的面板数据，实证研究了数字普惠金融发展对农业全要素生产率的影响。结果表明：①数字普惠金融发展显著提高了农业全要素生产率，数字普惠金融指数每提高 1%，农业全要素生产率增长约 0.06%。数字普惠金融产品和服务的使用深度和数字化程度是提升农业全要素生产率的关键，不同数字普惠金融产品和服务之间发挥了“协同效应”。②数字普惠金融发展对农业全要素生产率的作用随地区要素禀赋差异表现出异质性。在自然资源禀赋好和农业生产模式先进的地区，数字普惠金融发展对农业全要素生产率提高的促进作用更强。③数字普惠金融发展通过促进农业劳动力向非农部门转移，推动工业部门资本回报率提升，进而促进农业资本深化，最终“以工促农”提高了农业全要素生产率；数字普惠金融发展通过推动城镇化进程，间接提高了农村人均可

<sup>①</sup>因篇幅所限，此处未报告多前沿生产率赶超模型的设定和回归结果，有兴趣的读者可向作者索要。

支配收入和改善了地区产业结构，最终“以城带乡”提高了农业全要素生产率。④数字普惠金融发展水平相近的地区，生产前沿对其他地级市农业全要素生产率的拉动作用更强，农业技术扩散和生产率收敛更易发生。

基于上述结论，可以得出三点政策启示：第一，政府应大力提高农村数字普惠金融水平，尤其需要提高数字金融产品的使用深度和数字化程度，并推动政务服务和普惠金融服务的有效融合。金融部门要进一步加强数字普惠金融产品创新，有针对性地开发更多可操作性高、交易成本低、涵盖面广的数字普惠金融产品，发挥金融产品和服务之间的“协同效应”。第二，要因地制宜发展数字普惠金融，在自然资源禀赋好、生产经营组织化程度高、生产要素集约化程度高、产业链一体化程度高、农产品商品化程度高的地区，要优先发展数字普惠金融，支持新型农业经营主体和农村新业态发展，充分挖掘这些地区的农业全要素生产率增长潜力。第三，将数字普惠金融发展作为城乡融合发展的重要抓手，通过“以工促农”促进农业资本深化，通过“以城带乡”优化要素配置和农业产业结构，促进生产要素在产业和区域间有序流动和跨界配置，实现工农互促、城乡互补的新型工农城乡关系，全面提高农业全要素生产率。

#### 参考文献

- 1.董晓林、吴以蛮、熊健，2021：《金融服务参与方式对农户多维相对贫困的影响》，《中国农村观察》第6期，第47-64页。
- 2.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，第68-84页。
- 3.龚斌磊，2020：《农业技术扩散与生产率收敛：理论框架与中国实证》，经济研究学位论文No.WP1455，<http://www.cerj.cn/cn/lwInfo.aspx?m=20100921113738390893&n=20200103135201810556>。
- 4.龚斌磊、张书睿、王硕、袁菱苒，2020：《新中国成立70年农业技术进步研究综述》，《农业经济问题》第6期，第11-29页。
- 5.辜胜阻、刘江日，2012：《城镇化要从“要素驱动”走向“创新驱动”》，《人口研究》第6期，第3-12页。
- 6.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，第1401-1418页。
- 7.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，第34-49页。
- 8.韩海彬、张莉，2015：《农业信息化对农业全要素生产率增长的门槛效应分析》，《中国农村经济》第8期，第11-21页。
- 9.何婧、李庆海，2019：《数字金融使用与农户创业行为》，《中国农村经济》第1期，第112-126页。
- 10.李谷成，2015：《资本深化、人地比例与中国农业生产率增长——一个生产函数分析框架》，《中国农村经济》第1期，第14-30页、第72页。
- 11.李停，2016：《农地产权对劳动力迁移模式的影响机理及实证检验》，《中国土地科学》第11期，第13-21页。
- 12.刘晓光、卢锋，2014：《中国资本回报率上升之谜》，《经济学（季刊）》第2期，第817-836页。

13. 马述忠、胡增玺, 2022: 《数字金融是否影响劳动力流动? ——基于中国流动人口的微观视角》, 《经济学(季刊)》第1期, 第303-322页。
14. 马威、张人中, 2022: 《数字金融的广度与深度对缩小城乡发展差距的影响效应研究——基于居民教育的协同效应视角》, 《农业技术经济》第2期, 第62-76页。
15. 孙学涛、于婷、于法稳, 2022: 《数字普惠金融对农业机械化的影响——来自中国1869个县域的证据》, 《中国农村经济》第2期, 第76-93页。
16. 谭燕芝、李云仲、叶程芳, 2021: 《省域数字普惠金融与乡村振兴评价及其耦合协同分析》, 《经济地理》第12期, 第187-195页、第222页。
17. 王向楠, 2011: 《农业贷款、农业保险对农业产出的影响——来自2004~2009年中国地级单位的证据》, 《中国农村经济》第10期, 第44-51页。
18. 王修华、赵亚雄, 2020: 《数字金融发展是否存在马太效应? ——贫困户与非贫困户的经验比较》, 《金融研究》第7期, 第114-133页。
19. 王修华、赵亚雄, 2022: 《数字金融发展与城乡家庭金融可得性差异》, 《中国农村经济》第1期, 第44-60页。
20. 谢杰, 2012: 《工业化、城镇化在农业现代化进程中的门槛效应研究》, 《农业经济问题》第4期, 第84-90页、第112页。
21. 徐建国、张勋, 2016: 《农业生产率进步、劳动力转移与工农业联动发展》, 《管理世界》第7期, 第76-87页、第97页。
22. 闫桂权、何玉成、张晓恒, 2022: 《数字普惠金融发展能否促进农业机械化——基于农机作业服务市场发展的视角》, 《农业技术经济》第1期, 第51-64页。
23. 尹晓波、王巧, 2020: 《中国金融发展, 城镇化与城乡居民收入差距问题分析》, 《经济地理》第3期, 第84-91页。
24. 尹振涛、李俊成、杨璐, 2021: 《金融科技发展能提高农村家庭幸福感吗? ——基于幸福经济学的研究视角》, 《中国农村经济》第8期, 第63-79页。
25. 张勋、万广华、吴海涛, 2021: 《缩小数字鸿沟: 中国特色数字金融发展》, 《中国社会科学》第8期, 第35-51页、第204-205页。
26. 张正平、王琮, 2021: 《数字普惠金融发展对农业生产有资本替代效应吗? ——基于北京大学数字普惠金融指数和CFPS数据的实证研究》, 《金融评论》第6期, 第98-116页、第120页。
27. 赵思诚、许庆、刘进, 2020: 《劳动力转移、资本深化与农地流转》, 《农业技术经济》第3期, 第4-19页。
28. 郑旭媛、徐志刚, 2017: 《资源禀赋约束、要素替代与诱致性技术变迁——以中国粮食生产的机械化为例》, 《经济学(季刊)》第1期, 第45-66页。
29. Adamopoulos, T., L. Brandt, J. Leight, and D. Restuccia, 2022, "Misallocation, Selection and Productivity: A Quantitative Analysis with Panel Data from China", *Econometrica*, 90(3): 1261-1282.
30. Ali, D. A., K. Deininger, and M. Duponchel, 2014, "Credit Constraints and Agricultural Productivity: Evidence from Rural Rwanda", *Journal of Development Studies*, 50(5): 649-665.

31. Alston, J. M., 2018, "Reflections on Agricultural R&D, Productivity, and the Data Constraint: Unfinished Business, Unsettled Issues", *American Journal of Agricultural Economics*, 100(2): 392-413.
32. Alvarez, J., and M. Arellano, 2022, "Robust Likelihood Estimation of Dynamic Panel Data Models", *Journal of Econometrics*, 226(1): 21-61.
33. Baldos, U. L. C., T. W. Hertel, 2014, "Global Food Security in 2050: The Role of Agricultural Productivity and Climate Change", *Australian Journal of Agricultural and Resource Economics*, 58(4): 554-570.
34. Beck, T., H. Pamuk, R. Ramrattan, and U. Burak, 2018, "Payment Instruments, Finance and Development", *Journal of Development Economics*, 133: 162-186.
35. Coelli, T. J., and D. S. P. Rao, 2005, "Total Factor Productivity Growth in Agriculture: A Malmquist Index Analysis of 93 Countries, 1980-2000", *Agricultural Economics*, 32: 115-134.
36. Ellis, F., 1993, *Peasant Economics: Farm Households and Agrarian Development*, Cambridge: Cambridge University Press.
37. Gong, B., 2018, "Agricultural Reforms and Production in China: Changes in Provincial Production Function and Productivity in 1978-2015", *Journal of Development Economics*, 132: 18-31.
38. Gong, B., 2020, "Agricultural Productivity Convergence in China", *China Economic Review*, 60: 101423.
39. Greene, W., 2005, "Reconsidering Heterogeneity in Panel Data Estimators of the Stochastic Frontier Model", *Journal of Econometrics*, 126(2): 269-303.
40. Hayami, Y., and V. W. Ruttan, 1971, *Agricultural Development: An International Perspective*, Baltimore: The John Hopkins Press.
41. Ito, T., and T. Kurosaki, 2009, "Weather Risk, Wages in Kind, and the Off-farm Labor Supply of Agricultural Households in a Developing Country", *American Journal of Agricultural Economics*, 91(3): 697-710.
42. Karlan, D., R. Osei, I. Osei-Akoto, and C. Udry, 2014, "Agricultural Decisions after Relaxing Credit and Risk Constraints", *Quarterly Journal of Economics*, 129(2): 597-652.
43. Kumbhakar, S. C., and C. A. K. Lovell, 2003, *Stochastic Frontier Analysis*, Cambridge: Cambridge University Press.
44. Oueslati, W., J. Salanie, and J. Wu, 2019, "Urbanization and Agricultural Productivity: Some Lessons from European Cities", *Journal of Economic Geography*, 19(1): 225-249.
45. Sheng, Y., J. Ding, and J. Huang, 2019, "The Relationship between Farm Size and Productivity in Agriculture: Evidence from Maize Production in Northern China", *American Journal of Agricultural Economics*, 101(3): 790-806.
46. Sheng, Y., X. Tian, W. Qiao, and C. Peng, 2020, "Measuring Agricultural Total Factor Productivity in China: Pattern and Drivers Over the Period of 1978-2016", *Australian Journal of Agricultural and Resource Economics*, 64(1): 82-103.
47. Vigani, M. and J. Kathage, 2019, "To Risk or Not to Risk? Risk Management and Farm Productivity", *American Journal of Agricultural Economics*, 101(5): 1432-1454.

48.Wang, S., X. Bai, X. Zhang, S. Reis, D. Chen, J. Xu, and B. Gu, 2021, “Urbanization can Benefit Agricultural Production with Large-scale Farming in China”, *Nature Food*, 2(3): 183-191.

49.Yang, D. T., and X. Zhu, 2013, “Modernization of Agriculture and Long-term Growth”, *Journal of Monetary Economics*, 60(3): 367-382.

50.Yang, J., Z. Huang, X. Zhang, and T. Reardon, 2013, “The Rapid Rise of Cross-regional Agricultural Mechanization Services in China”, *American Journal of Agricultural Economics*, 95(5): 1245-1251.

51.Zhong, C., R. Hu, M. Wang, W. Xue, and L. He, 2020, “The Impact of Urbanization on Urban Agriculture: Evidence from China”, *Journal of Cleaner Production*, 276: 122686.

(作者单位: <sup>1</sup>中国人民大学农业与农村发展学院;

<sup>2</sup>中南财经政法大学金融学院)

(责任编辑: 陈静怡)

## **Digital Financial Inclusion and Agricultural Total Factor Productivity: The Role of Factor Flow and Technology Diffusion**

TANG Jianjun GONG Jiaowei SONG Qinghua

**Abstract:** Based on a panel dataset of China’s prefecture-level cities from 2011 to 2019, this article utilizes a dynamic panel model with fixed effects and empirically investigates the effects of digital financial inclusion on agricultural total factor productivity (TFP) in China. The empirical results show that, firstly, the development of digital financial inclusion promotes agricultural TFP. Among the dimensions of digital financial inclusion, the usage depth of digital financial inclusion products and services has the largest reinforcing effect on agricultural TFP, which is followed by digitalization level and coverage breadth. Meanwhile, the development of digital inclusive loans and insurances exert a significant synergistic effect on promoting agricultural TFP. Secondly, in the regions with favorable natural resource endowments and advanced agricultural production modes, the development of digital financial inclusion plays a stronger role in promoting agricultural TFP. Thirdly, the development of digital financial inclusion facilitates the transfer of production factors and technology diffusion among industries and regions, and extends a pulling effect of production frontier areas, industrialization, and urbanization, which in turn promotes agricultural TFP. Therefore, the study suggests further promoting the digital financial inclusion levels in rural areas, fully taking into consideration the differences in agricultural factor endowments to form tailored approaches, realizing a new type of complimentary industrial-agricultural and urban-rural relationships and fully improving agricultural TFP.

**Keywords:** Digital Financial Inclusion; Agricultural TFP; Factor Flow; Technology Diffusion