欲扬先抑：金融科技对商业银行盈利能力的影响

李 雯[1]，原伟鹏[2]，李琴杰[3]

（1. 南京信息工程大学管理工程学院，南京 210044；2. 无锡学院数字经济与管理学院，无锡 214105；
3. 无锡学院应用技术学院，无锡 214105）

摘要：商业银行作为金融领域的关键枢纽，研究金融科技对其影响已成为当前的核心议题。基于2011—2023年典型全国上市商业银行的面板数据，采用固定效应模型、中介效应模型和调节效应模型实证分析金融科技对商业银行盈利能力的影响和作用机制。结果表明：金融科技与商业银行的盈利能力之间呈现“欲扬先抑”的“U”型关系；金融科技通过缓释信贷风险和优化金融服务提升商业银行的盈利能力，并受到银行人工智能水平的调节；这一效应在系统重要性银行、东部地区和城商农商小型银行中更为显著。基于此，从不同时间发展周期、动态发展路径和精准化策略提出金融科技赋能商业银行盈利能力的对策建议。

关键词：金融科技；商业银行；盈利能力；“U”型关系

中图分类号：F830 **文献标志码：**A **文章编号：**1671－1807(2026)09－0123－08

近年来，以大数据风控、区块链支付为代表的金融科技加速迭代，推动全球金融业态从传统线下模式向数字化智能模式转型[1-2]。从政策导向看，国家高度重视金融科技对金融机构的赋能。根据2022年初中国人民银行印发的《金融科技(FinTech)发展规划(2022—2025年)》，中国将以强化金融科技治理、全面塑造数字化能力为主线，深入推进金融机构数字化转型，旨在全面提升金融服务质效与核心竞争力。2025年《国务院办公厅关于做好金融“五篇大文章”的指导意见》(国办发〔2025〕8号)明确提出，要“推进金融服务科技创新能力建设”，并“增强数字化经营服务能力”。作为金融系统的核心支柱，商业银行长期依托存贷款利差等传统业务构建盈利模式。但金融科技的迅猛发展未来将改变这一格局，从第三方支付分流结算业务，到智能投顾抢占财管市场，技术与模式创新不断打破传统边界，商业银行面临机遇与挑战双重考验。在此背景下，系统研究短期与长期尺度金融科技对商业银行盈利能力的影响，分析其作用机制，明晰影响的个体与地区差异性，既可为国家制定发展政策提供理论依据，又可为两者融合促进盈利提供实践路径。

目前，学界围绕金融科技影响商业银行盈利能力的观点莫衷一是，主要可以归纳为3种：①金融科技正向提高商业银行盈利能力。从运营层面看，商业银行运用金融科技手段，能够精准优化业务布局，减少人力等传统运营成本，直接推动盈利能力提升[3]。这一观点在商行与企业的合作场景中得到进一步延伸，当双方的创新活力被充分激发时，银行对业务场景的理解深度提升，进而对盈利能力产生更显著的正向效应[4]。此外，这种正向影响存在异质性，其影响效果受到商业银行自身因素的调节。当双方合作程度较高，且银行拥有较强的市场主导能力时，金融科技对银行金融创新的促进作用更为突出[5]。②金融科技反向抑制商业银行盈利能力。从短期视角看，金融科技带来的“竞争效应”超过“技术溢出效应”[6]，导致商业银行原有业务模式受到直接冲击。净息差显著下降，非利息收入比重被动上升，传统资产负债业务的盈利空间被压缩，银行盈利能力受到抑制[7]。这种抑制效应在中小型银行中更为突出，可能与其在技术投入能力、客户基础稳定性上的劣势密切相关[8]。③金融科技对商业银行盈利能力产生非线性的复杂影响。初期表现为反向抑制，后期则转为正向促进，这一结论在大型银行样本中得到验证[9]。结合技术溢出理论进一步分析可知，对于国有银行和股份制银行而言，

收稿日期：2025-12-18

基金项目：国家自然科学基金(71963030)；2024年度江苏省高校哲学社会科学研究一般项目(2024SJYB0667)；无锡学院引进人才科研启动项目(2023r055)

作者简介：李雯(2000—)，女，江苏无锡人，硕士研究生，研究方向为金融科技；通信作者原伟鹏(1991—)，男，山西晋城人，博士，副教授，研究方向为绿色金融；李琴杰(1999—)，男，江苏扬州人，研究方向为经营管理。

金融科技发展初期的高额投入往往导致其短期内难以实现盈利转化。但突破特定临界点后，赋能产生的收益不仅能覆盖前期损失，还能推动银行盈利由负转正，进入爆发式增长阶段[10]，存在一定补偿效应。

尽管现有研究普遍认可金融科技对银行运营模式的重塑作用，但在具体效应的分析上仍有分歧，探讨仍显不足，影响路径研究不够充分。基于此，通过研究36家典型全国商业银行数据，采用固定效应模型进行实证分析，研究金融科技对商业银行盈利能力的影响，深化对金融科技与银行盈利关系的动态认知。研究的边际贡献如下：①研究不同时间尺度下金融科技对商业银行盈利能力的非线性关系，从微观层面丰富相关研究，拓展研究领域的适用性；②深入探究金融科技对商业银行盈利能力影响的机制，以及影响的异质性问题，弥补该领域的研究短板，提供更具参考价值的方法和经验；③通过理论分析和实证检验，为传统商业银行的数字化转型提供借鉴意义。同时，建议监管部门制定更合理的监管政策，确保金融市场健康、有序发展。

1 理论分析及研究假设

1.1 直接影响

商业银行通过金融科技，利用大数据技术，收集、分析客户的交易记录、消费习惯和社交行为，进行精准有效的营销与服务。依据熊彼得技术创新理论，金融科技作为划时代的创新工具，与商业银行的融合存在显著的“技术适配周期”，这一周期直接映射在银行盈利能力的变化上，呈现出典型的“U”型曲线特征。在融合初期，银行需投入大量成本用于系统搭建、技术人才引进以及现有业务流程改造。此时技术尚处于摸索期，无成熟的应用模式，不仅难以快速转化为盈利点，反而会因付出高额固定成本而拉低短期盈利能力，一定程度上造成客户流失和业务倒退[9]，这构成“U”型曲线的左侧下降段。随着融合进程不断深入，金融科技的规模效应、技术溢出效应与效率提升显现，将大幅降低实体网点的运营成本，缩短业务办理周期，提升资金周转效率[11]。此外，依据克里斯的长尾理论，广泛的长尾客户将带来比肩头部客户的收益。最终，当收益增量超过初期投入成本时，银行盈利能力开始回升，率先实现技术落地的银行会形成差异化竞争优势，进入“U”型曲线的右侧上升段。综上，提出如下假设。

H1：金融科技对商业银行的盈利能力的影响呈现“U”型关系。

1.2 影响机制

人工智能催生出AI助手等先进技术，根据技术创新扩散理论，推测人工智能能够从外部调节金融科技对商业银行盈利能力的影响。首先，人工智能在头部科技企业和互联网平台实现突破创新，通过行业合作等方式向商业银行的金融科技部门扩散。其次，扩散后的技术通过智能风控系统降低信贷违约率，同时线上服务平台降低运营成本，直接提升银行盈利效率[12]。最终，技术扩散倒逼银行盈利结构升级。人工智能推动金融科技开发出客户分层、智能理财等中间业务，这类业务无须依赖传统利差，且能依托海量长尾用户实现规模化盈利，拉开盈利效率，提升商业银行盈利能力。据此，提出如下假设。

H2a：人工智能在金融科技对商业银行盈利能力的影响上起到调节作用。

在传统业务中，商业银行与客户间存在严重的信息不对称问题，导致银行难以准确评估客户信用水平，易产生逆向选择和道德风险，即高风险客户主动申请贷款，客户获得贷款后违规使用资金现象加剧，最终推高信贷风险。信贷风险的上升会直接增加银行的风险准备金计提规模，侵蚀利润空间，同时降低资产质量，影响银行的融资成本与市场声誉，进而抑制盈利能力[13-14]。而金融科技通过技术手段打破信息壁垒，减少信息不对称风险，为缓释信贷风险提供解决方案。首先，大数据技术通过整合客户的多维度数据，构建更为全面的信用评估体系，帮助银行精准识别高风险客户[5]，减少逆向选择。其次，区块链技术的不可篡改特性可实现贷款资金流向的实时追踪，动态监测客户的还款能力变化，及时预警潜在的违约可能性，降低道德风险。据此，提出如下假设。

H2b：金融科技通过缓释信贷风险改善商业银行的盈利能力。

商业银行的传统中间业务受限于利差盈利，存在高度不稳定性。根据金融中介理论，金融科技通过推动中间业务创新与效率提升，打破对利差的重度依赖，优化金融服务模式与业态，提升银行盈利能力[15]。①金融科技基于移动互联网与大数据的支付结算技术，利用区块链简化跨境结算流程，降低人力与时间成本，实现银行向“轻资本、高效率”模式转型。②依靠AI驱动的智能投顾、线上财富管理等服务，银行可根据客户的风险偏好、资产状况与理财目标，自动生成个性化的资产配置方案，提升服务效率与精准度。③金融科技创新业务模

式,吸引更多客户,快速匹配供需,替代银行传统单一利差依赖的盈利模式,多元化增加盈利渠道。据此,提出如下假设。

H2c:金融科技通过优化金融服务提升商业银行的盈利能力。

2　研究设计

2.1　模型构建

基于2011—2023年36家银行的数据,构建固定效应模型进行研究。模型设定如下:

$$ROA_{it}=\beta_0+\beta_1 Fintech_{it}^2+\beta_2 Fintech_{it}+\beta_3 lnsize_{it}+\beta_4 CAR_{it}+\beta_5 GDP_{it}+\varepsilon_{it} \quad (1)$$

式中:ROA为银行盈利能力;Fintech为金融科技指数;lnsize、CAR、GDP 3个控制变量分别为银行规模、资本充足率和GDP增长率;β_0为常数项;β_1、β_2为解释变量系数;β_3、β_4、β_5为控制变量系数;ε_{it}为随机扰动项;下标i、t分别为银行和年份。若估计系数β_1大于0,则为"U"型,小于0则为倒"U"型。

2.2　变量选取

2.2.1　被解释变量:银行盈利能力(ROA)

参考劳子良等[16]的做法,采用总资产收益率来表征商业银行的盈利能力。

2.2.2　解释变量:金融科技指数(Fintech)

解释变量参考盛天翔和范从来[17]的做法,采用各城市的金融科技发展水平指数来衡量。首先,构建金融科技关键词。其次,为了确保各项指标合理,采用熵值法确定权重,合成综合指数,以确保评估的准确性。最后,用综合指数除以各城市常住人口数,并进行对数化处理,用以衡量城市的金融科技发展水平。由于公式中增添了二次项检验变量关系,为避免多重共线性等问题对回归结果的干扰,对核心解释变量进行了1%水平的缩尾处理与中心化处理。

2.2.3　控制变量

参考于凤芹和于千惠[18]的核心方法框架,选取银行规模(lnsize)、资本充足率(CAR)和GDP增长率(GDP)作为控制变量。分别代表宏观经济环境、银行自身经营维度和风险抵御能力。变量定义见表1。

2.3　数据来源

选取36家典型上市商业银行2011—2023年的面板数据作为研究样本。时间维度以2011年央行发放首批第三方支付牌照为关键节点,该政策事件为系统考查金融科技对银行盈利能力的影响提供了重要政策背景。研究数据来源于各银行年报、国泰安数据库、Wind数据库、国家统计局及百度指数平台。为确保实证分析的科学性,对缺失值采用线性插值法补充,并对相关变量进行对数处理以解决量纲差异问题。

表1　变量定义

变量类型	变量名称	变量符号	变量含义
被解释变量	总资产收益率	ROA	净利润/平均资产总额
解释变量	金融科技指数	Fintech	各银行总部所在城市的金融科技发展水平指数
控制变量	银行规模	lnsize	银行资产总额取对数
	资本充足率	CAR	资本总额/加权风险资产
	GDP增长率	GDP	国内生产总值增长率

3　实证结果与分析

3.1　描述性统计分析

基于2011—2023年36家上市商业银行的面板数据展开研究,主要变量的描述性统计结果见表2。被解释变量总资产收益率(ROA)均值为0.973 5,表明每单位资产能带来0.973 5的回报。标准差为0.252 3,变异系数约为25.916 8%,表明银行间盈利能力客观来说有差异但没有极端分化。解释变量金融科技指数(Fintech)的均值为0.252 9,表明金融科技的发展有较大上升空间。标准差为0.250 4,变异系数约等于99.011 5%,表明不同银行在金融科技的运用与投入上存在极端分化。最小值为0.011 5,最大值为0.824 7,表明银行间金融科技的布局和发展程度参差不齐,有较大差异。

表2　变量描述性统计

变量	标本数	均值	标准差	最小值	最大值
ROA	468	0.973 5	0.252 3	0.300 0	1.756 6
Fintech	468	0.252 9	0.250 4	0.011 5	0.824 7
CAR	468	13.404 0	2.011 4	0.110 0	24.860 0
GDP	468	7.254 7	2.925 5	−0.200 0	22.650 0
lnsize	468	9.414 4	1.781 8	6.235 7	13.010 3

3.2　相关性检验

对样本变量做相关性检验和方差膨胀因子(VIF)检验,进一步判断自变量间相关性。结果显示VIF值均低于10,有效地排除了多重共线性的影响。

3.3　基准回归分析

豪斯曼检验结果显示,$P=0$,在统计上显著,表明固定效应模型与随机效应模型的估计结果存在显著差异。该结果拒绝了个体效应与解释变量无关的原假设,若采用随机效应模型将导致估计偏差,因此基准回归采用固定效应模型。回归结果见表3。

表3列(1)和列(2)是不加入控制变量的回归,列(3)和列(4)则加入了控制变量。由列(4)结果可知,

表 3　基准回归分析结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
$Fintech^2$		3.279 2***		1.279 4**
		(0.428 0)		(0.531 8)
Fintech	−0.607 6***	−2.343 7***	−0.207 7**	−0.925 7**
	(0.096 2)	(0.295 9)	(0.081 5)	(0.354 9)
lnsize			−0.254 3***	−0.227 2***
			(0.030 6)	(0.034 3)
CAR			−0.003 5	−0.003 1
			(0.007 0)	(0.006 5)
GDP			0.009 6***	0.009 1***
			(0.003 1)	(0.002 9)
常数项	0.973 5***	0.768 5***	3.344 9***	3.008 1***
	(0.000 0)	(0.026 8)	(0.291 1)	(0.343 8)
个体固定	No	No	Yes	Yes
F	39.880 0	31.420 0	36.400 0	27.800 0
R^2	0.084 4	0.258 8	0.550 8	0.572 7
样本数	468	468	468	468

注：*、**、***分别表示在 10%、5%、1%水平上显著；括号内为标准差。

主变量金融科技指数（Fintech）二阶系数为正，且在 5%的水平下显著。可见金融科技指数与总资产收益率（ROA）呈现先降后升的“U”型关系，即欲扬先抑的长期促进效应。说明前期对金融科技的投入会使得商业银行的盈利能力负向增长，原因是技术投入的回报存在滞后性，金融科技普及降低了行业壁垒，吸引更多竞争者进入市场，竞争加剧，导致利润率下降。而随着银行与金融科技的深入融合，赋能金融科技大幅提升银行效率，加之长尾客户带来了规模效应，增长又回到正轨。同时进行了“U”型关系检验，$P=0.000\ 235$，小于 0.01，拒绝了原假设，即模型中存在“U”型关系，综合验证了假设 H1。

3.4　稳健性检验

3.4.1　工具变量法

为了规避回归的内生性问题，使用工具变量法来检验这一问题。综合参考牛彪等[19]和苏旭阳等[20]的做法，加入与核心解释变量高度相关但与随机扰动项无关的变量来检验。首先具体选取互联网普及率（IA）作为工具变量，IA 反映地区数字基础设施水平，是金融科技发展的基础支撑条件，与 Fintech 具有天然的相关性。同时，互联网普及率作为区域公共服务类指标，其规划与推进由地方政府制定，独立于商业银行的盈利决策过程，不直接影响银行 ROA，满足外生性要求。其次，采用金融科技指数的滞后 1 期（L. Fintech）作为工具变量。因为金融科技的发展具有显著的路径依赖特征，前期的技术投入会持续影响当期的金融科技应用水平，所以其与核心解释变量高度相关。加之滞后 1 期是历史数据，不受当期银行盈利能力的反向影响，可以避免当期的双向因果干扰问题。

采用两阶段最小二乘法（2SLS）重新回归。第 1 阶段用工具变量对金融科技指数进行回归，表 4 列（1）和列（3）显示，工具变量与核心解释变量显著强相关，且通过识别不足检验和弱工具变量检验，满足工具变量的相关性要求；第 2 阶段让工具变量替代核心解释变量，分析其对商业银行盈利能力的影响，表 4 列（2）和列（4）显示结果仍不变，且都在 1%水平上显著，验证了基准回归结果的稳健性。

3.4.2　动态 GMM 检验

用被解释变量的滞后 1 期（L. ROA）进行广义矩估计（generalized method of moments，GMM）的动态回归，结果见表 4 列（5）。模型中被解释变量滞后 1 期的系数为0.768 6，显著为正，说明盈利能力具有持续性。金融科技指数二阶的系数为1.133 5，在 1%的水平上显著。Hansen 检验值大于 0.1，AR（3）大于 0.1，这说明工具变量是有效的，且扰动项差分不存在三阶序列相关。基于此，说明研究中使用的数据与模型均有效，又验证了假设 H1。

3.4.3　更换被解释变量

由于单一指标可能受特定会计口径影响，借鉴李志辉等[21]的做法，用净利润率（NPM）替代 ROA 作为被解释变量。净利润率是净利润占总营业收入的比例，反映银行单位收入的盈利水平，是衡量盈利能力的重要补充指标。保持核心解释变量和控制变量不变，重新进行回归分析，结果见表 5 列（1），影响方向与原回归一致。

3.4.4　解释变量滞后 1 期

当期金融科技与商业银行盈利能力可能存在反向因果，盈利能力强的银行可能更易投入金融科技的使用，或受遗漏变量影响。采用滞后 1 期的解释变量可削弱即时双向影响，缓解内生性问题。回归结果见表 5 列（2）。滞后 1 期的金融科技指数对商业银行盈利能力的影响方向、显著性与基准回归一致，说明金融科技对商业银行盈利能力的影响具有持续性，结论稳健。

3.4.5　剔除部分年份

删除样本中 2020 年、2021 年、2022 年的观测值，采用与基准回归相同的模型重新评估。剔除该时间段数据可检验结论是否受特殊因素影响。表 5 列（3）显示，结果与基准回归方向一致，说明结论不受特殊冲击的干扰，具有稳健性。

表 4　内生性分析结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	Fintech	ROA	Fintech	ROA	ROA
IA	−1.003 1*** (−10.756 4)				
L. Fintech			0.770 1*** (27.359 4)		
L. ROA					0.768 6*** (15.387 1)
$Fintech^2$		6.744 6*** (5.961 0)		2.026 8*** (4.212 9)	1.133 5*** (3.952 6)
Fintech		−3.076 2*** (−4.996 4)		−1.577 9*** (−5.801 9)	−0.895 5*** (−5.045 9)
Controls	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
个体固定	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
样本数	468	468	432	432	432
Anderson canon. corr. LM	52.402 0	122.159 0			
Cragg-Donald Wald *F*	29.473 0	87.212 0			

注:*、**、***分别表示在 10%、5%、1%水平上显著;括号内为 *t* 值。

表 5　稳健性检验结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	NPM	ROA	ROA	ROA
$Fintech^2$	0.512 1*** (2.972 9)		1.279 4** (2.405 7)	1.310 7** (2.383 1)
Fintech	−0.377 7*** (−3.377 1)		−0.925 7** (−2.608 1)	−0.850 2** (−2.496 2)
L. $Fintech^2$		1.506 5*** (3.152 9)		
L. Fintech		−1.180 0*** (−3.574 2)		
UShike				−0.037 8*** (−3.710 1)
Fintech_ UShike				−0.031 8 (−0.920 2)
常数项	0.372 3*** (3.477 1)	2.883 8*** (6.347 2)	3.008 1*** (8.749 2)	2.955 2*** (8.549 0)
Controls	Yes	Yes	Yes	Yes
个体固定	Yes	Yes	Yes	Yes
F	7.790 4	26.407 8	27.800 8	29.318 0
R^2	0.227 3	0.577 8	0.572 7	0.578 8
样本数	468	468	432	468

注:*、**、***分别表示在 10%、5%、1%水平上显著;括号内为 *t* 值。

3.4.6　排除其他政策干扰

美国加息作为重要国际宏观政策,可能通过资本流动、汇率波动等渠道影响中国商业银行的融资成本和盈利能力,进而干扰金融科技与银行盈利能力的关系。根据美国联邦基金利率调整,将样本分为加息周期和非加息周期,设定 0-1 的虚拟变量(UShike),检验加息是否改变金融科技对银行盈利能力的影响。表 5 列(4)显示,子样本的回归结果与基准回归一致,且交互项系数不显著,说明美国加息政策未显著干扰金融科技与商业银行盈利能力的关系,结论具有稳健性。

3.5　异质性检验

3.5.1　所有权类型差异

将商业银行按照所有权划分为国有银行、股份制银行、城商行和农商行。参照王曼怡和朱家乐[8]的做法,分别将国有银行和股份制银行、城商行和农商行合并,分组进行异质性检验,具体结果见表 6。列(1)中国有股份银行的金融科技指数不显著。列(2)中城商农商银行的金融科技指数二阶系数为2.490 2,在 5%的水平上显著。这一结果表明相较于规模较大、结构复杂的国有和股份制银行,城商行和农商行因组织灵活、转型阻力较小,能够更迅速地将金融科技的投入转化为实际盈利的提升,呈现出更显著的“U”型影响特征。

3.5.2　系统重要性差异

按照国家金融监督管理总局公布《系统重要性银行评估办法》,将样本划分为系统重要性银行(SIBs)和非系统重要性银行(NSIBs),回归结果见表 6 列(3)、列(4)。说明金融科技对商业银行盈利能力的影响,因银行系统重要性的不同而产生异质性。监管对于系统重要性银行抗风险能力和损失吸收能力有更高的要求,为了预留风险准备金、应对合规审查,其成本上升且创新受限,盈利能力反而被稀释。而非系统重要性银行无须遵守额外的高监管要求,充分聚焦盈利导向应用,依托金融科技实现差异化竞争,更易提高收益,实现盈利能力的“U”型反转。

3.5.3　地区差异

依据国家统计局划分,将商业银行总部所在地分为东部、中部和西部 3 大地区进行回归,结果见表 6

表 6　异质性检验结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
	国有股份	城商农商	SIBs	NSIBs	东部	中部	西部
$Fintech^2$	0.153 3	2.490 2**	0.539 0	8.661 9**	1.596 0***	−45.411 0	−0.232 2***
	(0.372 5)	(2.497 4)	(1.255 2)	(2.342 2)	(2.864 3)	(−0.859 1)	(−6.207 7)
Fintech	−0.220 5	−1.335 8**	−0.485 2	−0.203 0	−1.143 8***	-1.2×10^2	3.204 6
	(−0.731 3)	(−2.392 0)	(−1.567 3)	(−0.622 2)	(−3.073 7)	(−0.813 1)	(0.490 1)
常数项	4.386 1***	2.365 0***	3.290 4***	2.369 4***	2.863 8***	−0.519 5	3.037 9
	(7.088 3)	(5.242 8)	(5.990 5)	(6.497 9)	(9.318 8)	(−0.278 6)	(1.642 0)
Controls	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
个体固定	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
R^2	0.617 7	0.576 5	0.561 4	0.627 2	0.553 0	0.744 2	0.691 3
样本数	196	272	247	221	390	26	52

注：*、**、***分别表示在 10%、5%、1%水平上显著；括号内为 t 值。

列(5)～列(7)。结果表明，金融科技对商业银行盈利能力的影响存在明显的区域异质性。东部地区经济发达、金融市场成熟，数字化基础设施和人才储备充足，银行能够更有效地将金融科技投入转化为效率提升与盈利增长，因此结果与基准回归一致；而西部地区则由于仍处于技术引入和适配阶段，前期投入成本较高而短期收益尚未显现，或是依赖政策支持进行数字化推进，尚未形成可持续的盈利模式，导致呈现相反趋势；中部地区结果不显著，可能反映出其技术应用和盈利转化仍处于波动和探索阶段，尚未形成稳定路径。

4　进一步分析

4.1　调节效应

借助姚加权等[22]的研究，在银行年报中，用人工智能词频(FRE)作为商业银行人工智能发展水平的代理变量，能够有效捕捉银行在实际经营中对前沿技术的关注与应用倾向，进而分析其如何调节银行金融科技与盈利能力之间的“U”型关系。具体操作上，将词频加 1 后取对数，构建如下模型：

$$ROA_{it} = \beta_0 + \beta_1 Fintech_{it}^2 + \beta_2 Fintech_{it} + \beta_3 Fintech_{it}^2 \times FRE_{it} + \beta_4 Fintech_{it} \times FRE_{it} + \beta_5 FRE_{it} + \beta_6 Controls_{it} + \varepsilon_{it} \quad (2)$$

调节效应检验结果见表 7。金融科技指数的二次项与人工智能的交互项系数为 −0.399 4，在 10%的水平上显著，说明银行人工智能水平会通过非线性关系来影响金融科技对商业银行盈利能力的先抑后扬效果。在金融科技发展初期，人工智能技术的引入可能因技术成本、培训和适配等问题，暂时强化了负向边际调节效应，使“U”型曲线底部延长而更为平缓。随时间尺度变化，人工智能软件和硬件技术升级的调节作用逐渐显著，抑制效应逐渐减弱。当金融科技发展到后期时，大数据等人工智能技术溢出应用场景成熟，商业银行与机器学习、AI 量化交易等技术深度融合逐步完善，实现应对市场环境的变化而进行的自主学习与优化，金融科技对商业银行盈利能力的积极影响逐渐占据主导，验证了假设 H2a。

表 7　调节效应检验结果

变量	(1)	(2)	(3)
	原模型	初步检验	调节作用
$Fintech^2$	1.279 4**	2.049 6***	2.157 2**
	(0.531 8)	(0.632 6)	(0.843 3)
Fintech	−0.925 7**	−0.958 7***	−1.020 2**
	(0.354 9)	(0.342 0)	(0.422 9)
$Fintech^2 \times FRE$		−0.316 8***	−0.399 4*
		(0.079 5)	(0.219 9)
Fintech × FRE			0.041 7
			(0.084 7)
Controls	Yes	Yes	Yes
个体固定	Yes	Yes	Yes
F	27.800 0	23.450 0	17.810 0
R^2	0.572 7	0.585 8	0.586 8
样本数	468	468	468

注：*、**、***分别表示在 10%、5%、1%水平上显著；括号内为标准差。

4.2　中介效应

4.2.1　缓释信贷风险

依据信息不对称理论，金融科技对商业银行的盈利能力影响通过缓释信贷风险传导路径实现。而不良贷款率直接体现出银行贷款中有风险且可能无法回收的资金占比，因此，选取不良贷款率(npl)作为商业银行风险的衡量指标[23]。借鉴江艇[24]的研究，构建如下模型：

$$npl_{it} = \beta_0 + \beta_1 Fintech_{it}^2 + \beta_2 Fintech_{it} + \beta_3 Controls_{it} + \varepsilon_{it} \quad (3)$$

回归结果见表 8，金融科技指数的二次项系数

为-3.635 5,且在1%的显著性水平下通过检验,表明金融科技对不良贷款率的影响有显著的非线性特征,呈现"欲扬先抑"的缓释信贷风险效应。在金融科技应用初期,因技术适配成本高、风控模型不成熟,易致信息过载,逆向选择加剧。同时传统模式难控道德风险,借款人不断提升违规概率。双重作用下推高不良贷款率,盈利能力被不断抑制。随着技术应用逐步成熟,数字化风控体系不断完善,信息不对称问题解决,信贷风险得以缓释,盈利能力随之进入回升通道,最终实现风险与收益的优化平衡,验证了假设H2b。

4.2.2　优化金融服务

从金融中介理论视角看,金融科技对商业银行的赋能,核心体现在对盈利结构优化的推动。传统银行依赖利差的盈利模式存在高度波动性,但借助中间业务的创新综合服务拓展,能通过多元化收入结构降低对利差的依赖,本质上是银行盈利模式优化的核心体现,是"轻资本、高效率"转型的关键。同时何伟和付海琼[15]的研究已证实了中间业务收入占比的提升对银行盈利能力有显著的促进效用。因此,选取中间业务占比(mid)作为商业银行服务优化的衡量指标。借鉴江艇[24]的研究,构建如下模型:

$$mid_{it} = \beta_0 + \beta_1 Fintech_{it}^2 + \beta_2 Fintech_{it} + \beta_3 Controls_{it} + \varepsilon_{it} \quad (4)$$

回归结果见表8列(3),金融科技指数的二次项不显著,而一次项系数为0.276 4,在1%的水平上显著,表明金融科技通过技术赋能打破中间业务的服务场景限制,同时降低业务运营成本与风险敞口,直接推动中间业务占比提升。最终通过结构优化金融服务与业务创新的传导作用,间接提升商业银行盈利能力,综合验证了H2c。

表8　中介效应检验结果

变量	(1)	(2)	(3)
	总效应	缓释信贷风险	优化金融服务
$Fintech^2$	1.279 4**	-3.635 5***	-0.176 1
	(0.531 8)	(1.071 8)	(0.118 3)
Fintech	-0.925 7**	3.554 3***	0.276 4***
	(0.354 9)	(0.734 8)	(0.062 5)
常数项	3.008 1***	1.294 3	-0.030 0
	(0.343 8)	(0.959 7)	(0.041 6)
Controls	Yes	Yes	Yes
个体固定	Yes	Yes	Yes
F	27.800 0	20.630 0	21.650 0
R^2	0.572 7	0.349 6	0.338 0
样本数	468	468	468

注:*、**、***分别表示在10%、5%、1%水平上显著;括号内为标准差。

5　结论与建议

通过构建相关金融科技关键词计算金融科技指数,并结合36家典型上市商业银行2011—2023年的数据进行实证分析,研究金融科技对商业银行盈利能力的影响。研究结论如下:①金融科技通过"欲扬先抑"的"U"型曲线影响了商业银行的盈利能力,前期源于成本高、回报滞后和竞争加剧等原因产生了负面影响,后期通过技术溢出、效率提高和规模效应产生正面影响;②金融科技通过缓释信贷风险和优化金融服务两大路径作用于商业银行盈利能力的提升,并受到人工智能的长期正向调节;③对于城商农商小型银行、系统重要性银行和东部地区的商业银行,金融科技对商业银行盈利能力的影响更为显著。

通过以上论证,提出如下建议。

(1)商业银行应该制定不同时间发展周期的金融科技投入策略。金融科技对盈利能力的正面效应需经历成本消化和技术磨合的前期阵痛,只有渡过短期承压,才能长期获益。目前,由于金融科技在商业银行投入时间短,投入范围小,所以多数银行可能仍然处于"U"型曲线的左端,未能实现盈利能力大幅度提升。针对这个阶段,银行应拎出"摸着石头过河"的审慎试点政策,在试点个体上优先尝试金融科技投入比例,研发数据治理、核心系统轻量化改造等通用性技术,等试点个体成熟后再逐步推广,而非直接布局高成本的前沿业务。等后期技术逐渐成熟,再考虑减少人工数量,放大规模效应。

(2)依靠人工智能和金融科技的发展路径,商业银行应制定相匹配的动态战略。在技术应用初期,必须优先建立与之配套的智能风控体系,以应对可能攀升的信贷风险。利用大数据和人工智能实现贷前、贷中、贷后的全流程穿透式管理,压降风险曲线的峰值并促使拐点提前出现,早日达到"U"型曲线右侧上期段。同时,尝试将优化金融服务作为战略转型的重点,加大对支付结算、财富管理、数字投行等轻资本业务的科技投入,通过提升服务效率与客户体验来持续扩大非利息收入基础,从而对冲净息差收窄的压力,将金融科技带来的正面线性影响转化为持续的盈利增长动能。

(3)商业银行要实施差异化的精准化金融科技赋能策略。对于东部地区的农商城商和非系统重要性银行,应制定清晰的三层推进策略:①商业银行要明确"本地化、小而美"的核心战略。充分利用自身决策链条短、地缘人缘熟的优势,将金融科技资源集中于深耕本地市场,避免与大型银行的全域

竞争，实现错位发展。②聚焦供应链金融、社区金融等特定细分场景作为金融科技赋能的关键抓手。具体实施路径上，应优先选择与本土金融科技公司开展战略合作，以“轻资本、高效率”的方式整合先进技术，快速提升数字化服务能力。③建议监管层为此类银行提供差异化的政策支持，鼓励其探索符合自身资源禀赋的盈利模式，营造更为宽松的试错环境，助力其实现可持续发展。

参考文献

[1] 徐鹏程. 金融科技对我国商业银行盈利能力的影响和对策[J]. 中国市场，2024(3)：36-39.

[2] 俞仕龙，马雨刚. 金融科技、财务压力与企业避税：基于多重财务压力视角[J]. 财会通讯，2025(14)：74-78.

[3] 余丽霞，李政翰. 金融科技对商业银行盈利能力和经营风险的影响研究：基于文本挖掘的实证检验[J]. 金融监管研究，2023(4)：62-79.

[4] JIANG C，ZHANG Y，ZHU J. Does external fintech collaboration improve the profitability of commercial banks? micro-evidence from China's listed commercial banks[J]. The Singapore Economic Review，2024，70(4)：1-26.

[5] 霍源源，王胜楠，苗文龙，等. 科技金融政策与商业银行金融创新：影响效应及机制分析[J/OL]. 南开管理评论，1-26 [2025-08-29]. https://link.cnki.net/urlid/12.1288.F.20250714.0943.004.

[6] 于波，周宁，霍永强. 金融科技对商业银行盈利能力的影响：基于动态面板GMM模型的实证检验[J]. 南方金融，2020(3)：30-39.

[7] 胡毅，张文扬，魏云捷. 金融科技背景下移动支付发展对商业银行盈利能力的影响[J]. 管理评论，2024，36(4)：30-38.

[8] 王曼怡，朱家乐. 金融科技如何影响商业银行盈利能力：基于上市商业银行的实证分析[J]. 科学决策，2022(6)：1-15.

[9] 吴倩，张雨. 金融科技与商业银行盈利：路径分析与实证检验[J]. 东岳论丛，2023，44(4)：155-163.

[10] 李明贤，聂一哲. 金融科技对银行盈利状况的影响及作用机制研究[J]. 现代管理科学，2023(2)：27-37.

[11] 孟香君，汪勇，李群. 金融科技冲击下银行转型与应对策略研究[J]. 价格理论与实践，2024(6)：202-207.

[12] 唐绅峰，吴文洋. 数字化转型对商业银行盈利能力的影响：来自中国上市商业银行的经验证据[J]. 技术经济，2024，43(9)：72-84.

[13] 谢太峰，孙璐. 我国上市商业银行盈利能力影响因素的实证研究[J]. 征信，2019，37(1)：62-67.

[14] 文钟艺，吴蝶，李华民，等. 金融科技发展的商业银行风险承担演化效应[J]. 金融理论与实践，2022(12)：67-76.

[15] 何伟，付海琼. 中间业务收入与城市商业银行经营绩效：对10家城市商业银行面板数据的分析[J]. 财会月刊，2019(16)：134-142.

[16] 劳子良，梁柏楠，刘小钰. 金融科技对我国城市商业银行盈利的影响研究[J]. 西部金融，2022(10)：52-58.

[17] 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.

[18] 于凤芹，于千惠. 金融科技影响商业银行盈利能力的机制分析[J]. 金融与经济，2021(2)：45-52，62.

[19] 牛彪，杜雨晴，乔智. 实体企业金融资产投资与数字化转型：基于倒U型关系的解释[J]. 金融与经济，2025(4)：44-54，77.

[20] 苏旭阳，曾艳梅，文传浩. 金融科技何以提升企业新质生产力？政府行为和企业作为的调节效应[J]. 南方金融，2025(5)：3-19.

[21] 李志辉，陈海龙，张旭东. 金融科技对商业银行盈利能力的影响[J]. 中南财经政法大学学报，2022(5)：56-68.

[22] 姚加权，张锟澎，郭李鹏，等. 人工智能如何提升企业生产效率？基于劳动力技能结构调整的视角[J]. 管理世界，2024，40(2)：101-116.

[23] 郭宜淳，贾骁骁，马淑霞. 金融科技发展对商业银行风险承担的影响[J]. 科技和产业，2024，24(24)：94-102.

[24] 江艇. 因果推断经验研究中的中介效应与调节效应[J]. 中国工业经济，2022(5)：100-120.

Suppression before Promotion: Impact of FinTech upon Profitability of Commercial Banks

LI Wen[1], YUAN Weipeng[2], LI Qinjie[3]

(1. School of Management Science and Engineering, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China;
2. School of Digital Economics and Management, Wuxi University, Wuxi 214105, China;
3. Applied Technology College, Wuxi University, Wuxi 214105, China)

Abstract: As a pivotal institution in the financial sector, commercial banks currently face the pressing challenge of understanding the impact of FinTech on their operations. Based on panel data from 2011 to 2023 covering listed commercial banks in representative countries, empirical analysis was conducted to examine the influence and underlying mechanisms of FinTech on bank profitability using fixed effects, mediation, and moderation models. The findings are as follows. A U-shaped relationship exists between FinTech development and commercial bank profitability, characterized by an initial phase of promotion followed by a subsequent restraining effect. FinTech enhances profitability by mitigating credit risk and optimizing financial service delivery, with this effect moderated by the level of artificial intelligence adoption within banks. The impact is particularly pronounced in systemically important banks, institutions located in eastern regions, and small city and rural commercial banks. Drawing on these results, policy recommendations are proposed to enhance bank profitability through FinTech empowerment, tailored across different stages of development, dynamic strategic pathways, and targeted implementation approaches.

Keywords: FinTech; commercial banks; profitability; U-shaped relationship