Finance 金融, 2026, 16(6), 684-696
Published Online November 2026 in Hans. https://www.hanspub.org/journal/fin
https://doi.org/10.12677/fin.2026.166068

Hans汉斯

人工智能技术对银行全要素生产率的影响研究

许镁豪，赵红岩*

东华大学旭日经济与管理学院，上海

收稿日期：2026年9月14日；录用日期：2026年9月22日；发布日期：2026年11月5日

摘　要

作为驱动数字金融演进的关键底层要素，人工智能技术正在逐步拓宽并渗透至银行业。伴随着该技术在商业银行体系内应用广度的不断延伸，其对银行微观运营机制及宏观发展轨迹所产生的深层重塑效应也正呈现出显著的强化趋势。本文基于文本挖掘方法构建人工智能技术水平指标，深入考察其对经由DEA-Malmquist指数测度得出的商业银行全要素生产率的影响效应与作用机理。研究选取2012至2024年间86家商业银行作为样本，运用双向固定效应模型及一系列计量检验方法进行实证分析。结果显示：人工智能技术的深化应用显著驱动了商业银行全要素生产率的增长；银行技术创新在其中发挥了关键的中介传导作用；此外，数字金融发展水平具有显著的正向调节效应，表明外部数字金融环境的优化能够进一步强化人工智能技术对全要素生产率的赋能效果。

关键词

人工智能技术，银行全要素生产率，文本分析法，DEA-Malmquist模型

Research on the Impact of Artificial Intelligence Technology on Total Factor Productivity in Banks

Meihao Xu, Hongyan Zhao*

Glorious Sun School of Economics and Management, Donghua University, Shanghai

Received: September 14, 2026; accepted: September 22, 2026; published: November 5, 2026

*通讯作者。

文章引用: 许镁豪, 赵红岩. 人工智能技术对银行全要素生产率的影响研究[J]. 金融, 2026, 16(6): 684-696.
DOI: 10.12677/fin.2026.166068

Abstract

As a key underlying driver of the evolution of digital finance, artificial intelligence technology is gradually expanding its reach and permeating the banking sector. As the scope of its application within the commercial banking system continues to broaden, the profound transformative effects it exerts on banks' micro-level operational mechanisms and macro-level development trajectories are also showing a marked trend towards intensification. This paper constructs an indicator of artificial intelligence technology levels based on text mining methods, and examines in depth its impact and underlying mechanisms on the total factor productivity of commercial banks, as measured by the DEA-Malmquist index. The study selects 86 commercial banks from 2012 to 2024 as the sample and conducts empirical analysis using a two-way fixed-effects model and a series of econometric tests. The results indicate that the deepening application of artificial intelligence technology has significantly driven the growth of total factor productivity in commercial banks; technological innovation within the banking sector has played a crucial mediating role in this process; furthermore, the level of digital finance development exhibits a significant positive moderating effect, suggesting that the optimisation of the external digital finance environment can further enhance the enabling effect of artificial intelligence technology on total factor productivity.

Keywords

Artificial Intelligence Technology, Total Factor Productivity of Banks, Text Analysis Method, Dea-Malmquist Model

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.
This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).
http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/
Open Access

1. 引言

伴随着人工智能(Artificial Intelligence, AI)等前沿科技的迭代跃升，国家宏观战略层面已明确将技术赋能视为破局关键，加快构建以国内大循环为主体、国内国际双循环相互促进的新发展格局[1]。该机制旨在依托底层智能技术的突破来驱动全要素生产率的实质性增长，同时借由具体业务场景的广泛落地，反向牵引并加速相关技术的持续演进与升级。然而，目前学界对银行方面的人工智能技术的研究主要集中在理论层面，包括发展的必要性和相关策略措施等等，对人工智能技术后续可能对商业银行产生的微观影响研究较少。学术界针对相关智能技术在银行业应用的经济后果存在一定分歧。部分研究指出，金融机构在推进数智化转型初期，往往面临前期资本密集投入与潜在技术风险的双重约束，且短期内难以转化为显著的经济增长动能，这将导致其对全要素生产率的边际贡献表现出较强的波动性与不确定性[1] [2]。与之相对的观点则认为，人工智能作为一种通用目的技术，能够有效重塑商业银行的成本收益函数。智能化手段通过发挥规模经济效应、优化资源配置效率以及增强风险识别与承担水平，能够从根本上改善银行的综合运营绩效，进而为全要素生产率的长期攀升提供核心驱动力[3] [4]。而在我国目前人工智能领域飞速发展的背景下，人工智能技术的应用是否能够促进商业银行相关经营与效率的持续健康的发展至关重要。本文的主要贡献在于：(1) 利用文本分析法构建出银行人工智能技术水平指标，利用 DEA-malmquist 模型测算出银行全要素生产率，为之后的研究提供新思路；(2) 利用双向固定效应模型检验人

[1]https://www.gov.cn/guowuyuan/2020-11/25/content_5563986.htm

工智能技术与银行全要素生产率之间的关系，推动商业银行更深入了解人工资金技术对其经营与效率的影响，从而能够为商业银行后续发展和应用人工智能提供参考。

2. 理论分析与研究假设

2.1. 人工智能技术与银行全要素生产率

在新一轮科技革命浪潮的推动下，以智能算法为代表的底层技术正经历着迭代跃升，这种技术外溢效应深刻地重塑了既有金融生态的运行逻辑。传统金融体系的运作范式面临着前所未有的挑战与解构，其边界正在被不断突破，这种技术变革理论也对其产生了深远且不可逆转的结构性重塑效应。新兴智能科技企业依托前沿算法模型、精准客户触达体系、创新型金融工具及高效差异化服务体系，对传统商业银行形成多维度竞争压力，倒逼后者通过战略转型与能力重构提升市场竞争力[5]。

基于动态能力与技术溢出理论框架，人工智能技术的演进能够借助技术渗透机制，对商业银行全要素生产率产生显著的传导效应。首先，人工智能技术的创新成果依托行业标准互通与开源生态构建起广泛的知识溢出网络。商业银行在引入前沿算法后，经由本土化改良将生物识别支付、自动化风险预警等模块深度嵌入既有业务流程。这种技术嫁接模式在规避高额自主研发沉没成本的同时，借由科技与金融场景的精准耦合而显著优化了全要素生产率。其次，人工智能技术的冲击引致的市场竞争正加速倒逼银行重塑价值生成逻辑。在主动谋求战略转型的过程中，商业银行全要素生产率会得到实质性改善。最后，人工智能技术渗透还驱动着银行内部治理架构的深层再造。通过创设金融科技研发中心、推行敏捷化运营机制及削减管理层级，银行大幅增强了对新兴技术的吸纳内化效能，从而为全要素生产率的持续增长注入强劲动能。由此提出如下假设：

H1：人工智能技术有利于提高银行全要素生产率。

2.2. 人工智能技术对银行全要素生产率的传导路径

从技术创新渠道来看，人工智能算法的深度应用显著强化了商业银行的创新势能，这种动能转化最直观的表征便是非利息收入的增加。依托数字化转型底座，银行得以打破传统服务边界，向客群输出定制化、多维度的金融解决方案，进而有效拓宽了手续费及佣金等中间业务的创收渠道[6]。另外，伴随支付清算、财富管理及资产托管等核心板块的数智化重塑[7]。银行的业务收入结构实现了从单一利差依赖向多元化利润矩阵的战略性跃迁，这一优化升级构成了全要素生产率提升的关键驱动力[8]。综上，非息业务版图的拓展对银行的专业化运营水平提出了更高要求。为适配新业务形态，银行必须持续迭代底层技术架构并革新内部治理机制，这种由业务创新倒逼的能力升级，最终形成了推动全要素生产率持续攀升的内生良性循环。由此提出如下假设：

H2：人工智能技术通过促进银行技术创新进而提高银行全要素生产率。

2.3. 人工智能技术对银行全要素生产率的调节效应

互联网企业等非金融部门的跨界渗透深刻重塑了银行业的竞争生态，而技术外溢引致的全要素生产率增长正是这一外部冲击的核心反馈。回溯金融演进历程，科技要素与金融业态的深度融合始终贯穿其中，商业银行历来扮演着前沿技术接纳者与推广者的双重角色。在外部竞争加剧与客户需求升级的双重倒逼下，银行主动采取技术模仿、战略协同及自主创新等多元路径布局发展数字金融业务。借助智能算法等现代工具，银行大幅拓展了数据获取边界，强化了信息处理效能，进而优化了信用评估体系与风险防控机制。这种技术赋能有效熨平了信息不对称带来的摩擦，在显著降低交易成本的同时提升了资源配置效率，最终构成了全要素生产率持续攀升的微观基础[9]。由此提出如下假设：

H3：数字金融发展程度对人工智能技术与银行全要素生产率的关系具有正向调节作用。

3. 研究设计

3.1. 样本选择

本研究选取 2012 年至 2024 年间 86 家商业银行作为观测样本，样本结构涵盖 5 家国有大型银行、11 家股份制银行、50 家城商行与 20 家农商行，基础财务数据主要源自 CSMAR 与 Wind 数据库。针对核心解释变量即银行人工智能技术应用程度，本文利用 Python 爬虫技术对样本银行的历年年报进行文本挖掘，通过统计特定关键词出现频次来构建代理指标。本文的商业银行全要素生产率相关数据，是基于 DEA-malmquist 模型测算而得。本文使用软件 Matlab9.0 和 Stata15.0 进行实证分析。

3.2. 变量定义与构造

3.2.1. 被解释变量

本文以商业银行全要素生产率(TFP)作为被解释变量。参考 Färe 等(1994)的方法，借鉴李丹丹(2024)的指标选择，以 DEA-malmquist 模型测算银行的全要素生产率，并运用软件 Matlab9.0 测算各商业银行的全要素生产率[10] [11]。表 1 展示了本文选取的投入产出变量。

Table 1. Input output variables of total factor productivity in banks
表 1. 银行全要素生产率的投入产出变量

	指标名称	指标定义
投入变量	营业费用	衡量商业银行营业支出
	资产总额	衡量商业银行的资产总规模
产出变量	税前利润	衡量商业银行的税前利润
	贷款总额	衡量商业银行贷款业务规模

3.2.2. 解释变量

本文将核心解释变量界定为人工智能技术应用水平(AI-Tech)，具体测度过程借鉴吴非(2021)的研究范式，构建专属语义词典[12]。运用 Python 编程语言调用 Jieba 分词组件，对 86 家样本银行的历年财务报告进行深度文本挖掘与词频统计。为确保该证据的准确性，本文还在处理流程中特别设置了否定句过滤机制并剔除了含否定语境的无效词条。最终将筛选后的特征词披露总数进行加一处理并取自然对数，以此来构建衡量商业银行人工智能技术水平的代理变量。本文选取的关键词词典如表 2 所示。

Table 2. Bank AI technology keyword dictionary
表 2. 银行人工智能技术关键词词典

结构类型	细分类型	关键词
价值识别	底层技术与算法	人工智能、AI、机器学习、深度学习、计算机视觉、计算机听觉、语音识别、人脸识别、自然语言处理、认知计算、语义搜索、机器人、预测、前沿技术、自主研发
	基础设施与架构	分布式技术、分布式、云计算、云平台、金融云、5G、物联网、区块链、IT、信息科技、虚拟化、云化、模块化、架构设计、数据架构、业务中台、数据中台、平台化
	数据要素与治理	大数据、数据挖掘、数据分析、数据治理、数据管理、数据合作、数据开发、数据共享、数据互联、数据质量、数据应用、数据资产、数据平台、数据可视化、数据服务、数据加密、数据安全、隐私保护
	安全与运维	网络安全、自动化运维、智能运维、智能标注、信息科技

续表

价值发现	智能风控	智能风控、数字风控、智慧风控、风险监测、风险预警、风险处置、风险防范、反欺诈、反洗钱、反诈骗、智能催收、授信策略、贷后预警、合规性、金融安全
	智能营销与获客	智能营销、批量化营销、场景化获客、MGM(客户推荐客户)、客户画像、精准匹配、个性化、定制、产品推荐
	智能服务与渠道	智能客服、智能服务、语音问答机器人、外呼产品、远程服务、智能支付、数字化支付、网银系统、PC 端、VTM (远程视频柜员机)、移动化
	智能投研与运营	智能投顾、投资决策辅助系统、智能金融合约、智能数据分析、智能搜索、智能质检、协同办公、人机协同、场景建模、产品定价、场景金融、科技金融
价值实现	战略转型目标	数字化转型、金融科技、金融创新、科技创新、战略转型、业务转型、架构转型、敏捷转型、银行转型、数字化银行、敏捷银行
	管理与效能提升	扁平化管理、精细化、自动化、智能化、数字化、实时、敏态、稳态
	生态与综合价值	银行生态、技术供应链、共享、智能金融、商业智能、数字文化、创新孵化、创新激励、客户中心、产品中心、资产中心

3.2.3. 中介变量

(1) 中介变量：银行技术创新(Tech-inno)

目前研究界存在着多种度量银行技术创新的指标，其中非利息收入占比最为常见。本文参考岳华等(2022)、孙继国等(2022)等学者对该变量的选取，即非利息收入与营业收入的比值[13] [14]。

(2) 调节变量：数字金融发展程度(DF)

该指标的测度借鉴郭峰等(2020)的构建思路，以北京大学数字金融研究中心编制的数字普惠金融指数作为代理变量，以客观反映各地区数字金融服务的覆盖广度与使用深度[15]。

(3) 控制变量：

流动性比例(Lar)为流动性资产与流动性负债的比值。资本充足率(Car)为资本总额与风险加权资产的比值。管理费用率(Mer)为业务及管理费与营业收入总额的比值。资产收益率(Roa)为净利润与资产总额的比值。不良贷款率(Npr)为不良贷款与贷款总额的比值。

实证分析部分选取的变量如表 3 所示：

Table 3. Variable definition table
表 3. 变量定义表

变量		符号	公式
被解释变量	银行全要素生产率	TFP	DEA-Malmquist 指数来测算
解释变量	人工智能技术	AI-Tech	以银行年报中人工智能相关词频数量加 1 取对数来衡量
控制变量	资本充足率	Car	资本总额/风险加权资产
	资产收益率	Roa	净利润/资产总额
	流动性比例	Lar	流动性资产/流动性负债
	管理费用率	Mer	业务及管理费/营业收入总额
	不良贷款率	Npr	不良贷款/贷款总额
中介变量	银行技术创新	Tech-inno	非利息收入/营业收入
调节变量	数字金融发展程度	DF	数字普惠金融指数

3.3. 实证模型构建

3.3.1. 基础模型构建

本文采取控制时间与个体的双向固定效应模型作为基准模型，并在模型中分别用 $\sum \text{Year}$ 和 $\sum \text{Firm}$ 表示，模型如下：

$$\text{TFP}_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 \text{AI-Tech}_{i,t} + \beta_2 \text{Controls}_{i,t} + \sum \text{Year} + \sum \text{Firm} + \varepsilon_{i,t} \quad (1)$$

其中，$\text{Controls}_{i,t}$ 表示本文使用的控制变量。$\text{AI-Tech}_{i,t}$ 表示核心解释变量人工智能技术，$\text{TFP}_{i,t}$ 则表示被解释变量银行全要素生产率，值越大表示该银行的全要素生产率越大。

3.3.2. 中介效应模型构建

针对中介效应的识别策略，本文遵循江艇(2022)提出的因果推断框架，在确认核心解释变量对被解释变量存在显著影响的基础上，重点考察中介变量($M_{i,t}$)对商业银行全要素生产率的边际贡献，并结合相关经济学理论，阐释人工智能技术通过该中介路径驱动全要素生产率增长的内在逻辑[16]。模型设定如下：

$$M_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 \text{AI-Tech}_{i,t} + \beta_2 \text{Controls}_{i,t} + \sum \text{Year} + \sum \text{Firm} + \varepsilon_{i,t} \quad (2)$$

其中，中介变量 $M_{i,t}$ 表示银行 i 在 t 年的技术创新 Tech-inno。

3.3.3. 调节效应模型构建

为考察数字金融发展程度对人工智能技术赋能银行全要素生产率的效果，本文在基准模型基础上引入调节变量($\text{DF}_{i,t}$)及其与核心解释变量的交互项($\text{AI-Tech}_{i,t} * \text{DF}_{i,t}$)，构建调节效应模型。通过实证检验该变量的调节作用，旨在揭示外部金融生态如何影响人工智能技术对银行全要素生产率的边际贡献，从而深入探究技术赋能的潜在影响机制。模型设定如下：

$$\text{TFP}_{i,t} = \gamma_0 + \gamma_1 \text{AI-Tech}_{i,t} + \gamma_2 \text{DF}_{i,t} + \gamma_3 \text{AI-Tech}_{i,t} * \text{DF}_{i,t} + \gamma_3 \text{Controls}_{i,t} + \sum \text{Year} + \sum \text{Firm} + \varepsilon_{i,t} \quad (3)$$

其中，调节变量($\text{Mod}_{i,t}$)为银行 i 在 t 年的数字金融发展程度 DF。

4. 实证分析

4.1. 描述性统计

表 4 展示了本研究中主要变量的描述性统计特征。样本期内，全要素生产率指标的均值达到 1.090，最小值为 0.788，最大值为 5.378，这表明，尽管不同商业银行在全要素生产率上呈现出一定的异质性特征，但整体样本数据依然保持了相对集中的分布态势。银行人工智能技术水平最小值为 2.079，最大值为 6.052，标准差为 0.890，不同商业银行的人工智能技术水平展现出较大差异。总体分析表明样本数据分布集中，为后续研究提供了良好基础。

Table 4. Descriptive statistics of the main variables
表 4. 主要变量的描述性统计

	样本量	均值	标准差	最小值	最大值
AI-Tech	1118	4.188	0.890	2.079	6.052
TFP	1118	1.090	0.170	0.788	5.378
Car	1118	13.364	1.858	9.900	19.690
Roa	1118	0.851	0.398	0.0511	2.011
Lar	1118	63.005	22.316	30.200	140.070
Mer	1118	33.012	7.280	19.421	61.897
Npr	1118	1.505	0.680	0.140	4.110

4.2. 多重共线性检验

表 5 展示了多重共线性诊断结果。统计数据显示，各变量的 VIF 值均严格控制在阈值 10 以内，其中最大值仅为 3.24，平均值为 1.86。该统计特征充分表明模型设定中各变量间相互独立，未出现严重的多重共线性干扰，为后续回归估计结果的稳健性与无偏性奠定了基础。

Table 5. VIF multicollinearity test
表 5. 多重共线性检验

Variable	VIF	1/VIF
AI-Tech	1.75	0.572346
Car	1.4	0.713897
Roa	3.24	0.308903
Lar	1.64	0.608253
Mer	1.55	0.646073
Npr	1.57	0.636809
MeanVIF	1.858	-

4.3. 实证结果分析

4.3.1. 基准回归结果分析

表 6 汇报了基准回归的估计结果。列(1)未纳入任何控制变量，核心解释变量(AI-Tech)的估计系数为 0.021，且在 1%的统计水平上显著；列(2)在引入一系列控制变量后，该估计系数略微下降至 0.019，但仍保持 1%的显著性水平。上述结果充分验证了研究假设 1，表明人工智能技术的深化应用是驱动商业银行全要素生产率增长的关键动能。

Table 6. Regression results of benchmark model
表 6. 基准模型回归结果

	(1) TFP	(2) TFP
AI-Tech	0.021***	0.019***
	(4.32)	(4.47)
Car		−0.001
		(−0.12)
Roa		0.071***
		(9.37)
Lar		0.001
		(0.76)
Mer		−0.001*
		(−1.83)
Npr		0.016***
		(5.50)

续表

Constant	0.121***	0.031
	(7.23)	(1.13)
时间效应	YES	YES
个体效应	YES	YES
N	1118	1118
R-squared	0.588	0.639

注：t-Statistic 于括号内；***p < 0.01，**p < 0.05，*p < 0.1。

4.3.2. 中介效应分析

依据江艇关于因果推断中机制检验的数理逻辑，本文选取银行技术创新(Tech-inno)作为传导路径的代理变量展开实证考察。在确认核心解释变量对被解释变量具有显著解释力的前提下，进一步将中介因子纳入回归方程进行估计。若核心解释变量的估计系数依然通过显著性检验，则证实了技术创新构成了人工智能技术赋能商业银行全要素生产率提升的关键传导渠道。表 7 汇报了人工智能技术(AI-Tech)对银行技术创新(Tech-inno)的回归分析结果。核心解释变量(AI-Tech)的估计系数 2.653 在 1%的统计水平上显著为正，证实了人工智能技术能够显著驱动商业银行的技术创新活动。这一发现支持了本文的研究假设 2，表明技术创新是人工智能技术赋能银行全要素生产率提升的重要传导渠道。

Table 7. The intermediary effect of technological innovation in banks
表 7. 银行技术创新的中介效应结果

	(1)
	Tech-inno
AI-Tech	2.653***
	(3.14)
Car	0.654**
	(2.24)
Roa	4.798**
	(2.14)
Lar	−0.003
	(−0.10)
Mer	0.201**
	(2.19)
Npr	1.329
	(1.56)
Constant	−17.261**
	(−2.37)
时间效应	YES
个体效应	YES
N	1118
R-squared	0.106

注：t-Statistic 于括号内；***p < 0.01，**p < 0.05，*p < 0.1。

4.3.3. 调节效应分析

为考察数字金融发展程度(DF)的调节效应，本文在基准模型基础上引入该变量及其与核心解释变量的交互项(AI – Tech * DF)。表 8 汇报的实证结果显示，交互项系数 0.052 在 1%的统计性水平上显著为正，表明数字金融发展水平对人工智能技术的赋能效应具有显著的正向调节作用，即地区数字金融发展程度越高，人工智能技术对商业银行全要素生产率的提升效果越显著。

Table 8. The regulatory effect of the development level of digital finance
表 8. 数字金融发展程度的调节效应结果

	(1)
	TFP
AI-Tech	0.024***
	(5.67)
DF	0.175***
	(4.49)
AI-Tech*DF	0.052***
	(11.85)
Car	−0.002**
	(−2.35)
Roa	0.059***
	(7.60)
Lar	0.001
	(0.99)
Mer	−0.001
	(−0.43)
Npr	0.008***
	(3.03)
Constant	0.278***
	(7.61)
时间效应	YES
个体效应	YES
N	1118
R-squared	0.681

注：t-Statistic 于括号内；***p < 0.01，**p < 0.05，*p < 0.1。

4.3.4. 替换解释变量

参考周杰琦等(2023)，测算中国省级层面 2012~2024 年人工智能综合发展指数，以此替换基准部分词频法测算得出的解释变量[17]。表 9 汇报了稳健性检验的实证结果。其中，列(1)未引入任何控制变量，核心解释变量(AIZS)的回归系数为 0.159，且通过了 1%水平的显著性检验；列(2)在纳入一系列控制变量后，该系数调整为 0.125，并且依然保持 1%的统计显著性。上述结果表明，在替换关键指标测度方式后，核

心解释变量对商业银行全要素生产率仍具有显著的正向影响，这与前文基准回归结论高度一致，充分证实了本文研究结论的稳健性。

Table 9. Robustness results of replacing explanatory variables
表 9. 替换解释变量的稳健性结果

	(1)	(2)
	Tech-inno	Tech-inno
AIZS	0.159***	0.125***
	(5.61)	(4.43)
Car		−0.001
		(−0.48)
Roa		0.066***
		(8.26)
Lar		0.001
		(1.45)
Mer		−0.001**
		(−2.31)
Npr		0.015***
		(5.29)
Constant	0.174***	0.109***
	(31.59)	(4.85)
时间效应	YES	YES
个体效应	YES	YES
N	1118	1118
R-squared	0.593	0.637

注：t-Statistic 于括号内；***p < 0.01，**p < 0.05，*p < 0.1。

4.3.5. 分样本检验

① 本文依据商业银行的注册地行政区划，将样本划分为东部与中西部两大板块，以此实证考察人工智能技术对银行全要素生产率的地域异质性影响，具体回归结果汇总于表 10。实证数据揭示，人工智能技术的应用显著赋能了东部地区商业银行的全要素生产效率跃升，但在中西部地区样本中该正向效应未通过显著性检验。这种空间分布的非均衡性可能主要归因于区域资源禀赋的差异：东部沿海地区的银行布局智能化赛道较早，资本积累雄厚且技术迭代成熟；反观中西部地区，受制于资金缺口、高端人才匮乏及基础设施建设滞后等要素约束，其智能化进程相对迟缓，尚未形成足以驱动全要素生产率显著增长的规模效应。

② 根据商业银行所属类型，将研究样本分为大型银行(国有大型商业银行和股份制商业银行)和中小型银行(城市商业银行和农村商业银行)，进而考察人工智能技术对银行全要素生产率影响的类型异质性，回归结果如表 10 所示。回归结果的列(3)和列(4)表明，人工智能技术对中小型商业银行全要素生产率产生了显著的促进作用，对大型商业银行全要素生产率的影响不显著。原因可能是：受限于冗长的委托代

理链条、模糊的产权界定以及激励机制的结构性缺陷，大型商业银行在吸收人工智能技术外溢效应时面临显著的组织摩擦。相较而言，小型商业银行依托明晰的产权结构与灵活的制度安排，展现出更强的组织敏捷性，能够更高效地内化人工智能技术外溢红利，进而实现全要素生产率的快速跃升。

Table 10. Robustness results of sample testing
表 10. 分样本检验的稳健性结果

	(1)东部地区银行	(2)中西部地区银行	(3)大型银行	(4)中小型银行
	Tech-inno	Tech-inno	Tech-inno	Tech-inno
AI-Tech	0.0223***	0.0062	−0.010	0.040***
	(4.11)	(0.80)	(−0.80)	(2.60)
Car	−0.0000	−0.0014	0.009**	−0.001
	(−0.01)	(−0.98)	(2.15)	(−0.23)
Roa	0.0782***	0.0313***	−0.077**	0.117***
	(7.88)	(2.86)	(−2.29)	(4.04)
Lar	−0.0000	0.0004***	0.001	−0.001
	(−0.04)	(3.07)	(1.33)	(−0.58)
Mer	−0.0003	−0.0027***	0.001	0.0190***
	(−0.65)	(−5.31)	(0.28)	(20.47)
Npr	0.0235***	−0.0036	−0.054***	−0.036***
	(6.14)	(−0.90)	(−3.31)	(−3.61)
Constant	0.0460	0.0981**	1.080***	0.351***
	(1.29)	(2.34)	(9.75)	(3.97)
时间效应	YES	YES	YES	YES
个体效应	YES	YES	YES	YES
N	806	312	192	924
R-squared	0.617	0.759	0.451	0.437

注：t-Statistic 于括号内；***p < 0.01，**p < 0.05，*p < 0.1。

4.3.6. 工具变量法

为有效缓解潜在的内生性干扰，本文选取人工智能技术水平的滞后一期作为工具变量，并进行两阶段最小二乘法估计。选取理由包括：商业银行的人工智能技术水平对其全要素生产率的赋能效应具有一定的时滞性，致使滞后项与当期技术水平高度耦合，满足相关性假设；同时，前期的技术积累难以直接干预银行当期全要素生产率的波动，从而确保了工具变量的外生性。表 11 汇报了内生性检验结果，核心结论在依然稳健。

Table 11. Endogeneity treatment results of instrumental variable method
表 11. 工具变量法的内生性处理结果

	(1)	(2)
	Tech-inno	Tech-inno
L.AI-Tech	0.0205***	
	(4.56)	

续表

AI-Tech		0.0350** (2.10)
Car	0.0002 (0.22)	−0.0002 (−0.09)
Roa	0.0753*** (9.03)	0.0757*** (4.04)
Lar	0.0000 (0.27)	0.0000 (0.09)
Mer	−0.0008** (−2.55)	−0.0007 (−1.39)
Npr	0.0150*** (4.81)	0.0160*** (2.93)
Constant	0.0509* (1.88)	0.6710*** (7.45)
时间效应	YES	YES
个体效应	YES	YES
Wald 统计量 p 值弱工具变量检验	p = 0.0000 < 0.05	
Cragg-Donald Wald F 值	659.63***	
Kleibergen-Paap Wald F 值	415.69	

注：t-Statistic 于括号内；***p < 0.01，**p < 0.05，*p < 0.1。

5. 研究结论与政策建议

5.1. 研究结论

基于 2012 至 2024 年间 86 家商业银行的平衡面板数据，本文构建了双向固定效应模型，深入考察了人工智能技术对商业银行全要素生产率的影响效应。实证结果表明：第一，人工智能技术的应用显著赋能商业银行效率提升，基准回归结果证实二者之间存在显著的正向关联。第二，传导机制检验发现，银行技术创新在人工智能技术影响其全要素生产率的过程中发挥了显著的中介效应，即人工智能技术通过驱动技术创新进而提升了银行的全要素生产率。第三，调节效应分析显示，数字金融发展程度具有正向调节作用，地区数字金融发展水平越高，人工智能技术对商业银行全要素生产率的边际贡献越显著。

综上所述，实证研究证实人工智能技术的深度应用能够显著改善商业银行的微观绩效，是推动银行全要素生产率增长的关键动力。这一发现不仅厘清了技术赋能的内在逻辑，也为银行业持续深化智能化转型战略提供了坚实的理论支撑与经验证据。

5.2. 政策建议

鉴于人工智能技术已逐渐嵌入商业银行业务体系并展现出广阔的发展空间，结合行业演进态势及本文得到的实证研究结论，提出如下政策建议：

(1) 商业银行应当深耕高附加值中间业务领域，通过产品创新拓宽非利息收入渠道。针对零售客群，可构建融合智能投顾算法与税务筹划功能的订阅式财富管理服务体系；面向中小微企业，则应依托物联

网技术开展设备产能质押融资，并运用区块链工具实现跨境贸易权属确认，从而构建多元化的营收增长渠道。

(2) 商业银行应当深度结合人工智能技术，以优化风险防控体系并提升资本配置效能。具体而言，银行可引入智能反欺诈算法以强化交易监测的精准度，并部署机器人流程自动化系统以重塑运营链路，从而在利率市场化逐渐深化的宏观背景下，显著增强自身的盈利韧性与风险抵御能力。

(3) 在积极推动商业银行深化人工智能技术应用的同时，政府的相关监管部门亟需构建适应人工智能发展的监管框架，强化风险防控的顶层设计。加快建立涵盖算法伦理审查、技术透明度披露及从业人员伦理培训的常态化治理机制，并健全数据隐私保护与信息安全保障制度，以实现技术创新与金融稳定的动态平衡。

参考文献

[1] 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.

[2] 李明贤, 彭晏琳. 金融科技促进了农民增收吗? [J]. 南京农业大学学报(社会科学版), 2023, 23(6): 24-39.

[3] 唐将伟, 黄燕芬, 王鹏, 等. 金融科技赋能绿色发展: 理论分析与实证检验[J]. 价格理论与实践, 2023(5): 143-147+210.

[4] 李运达, 陈伟, 周华东. 金融科技、生产率悖论与银行盈利能力[J]. 财经科学, 2020(11): 1-16.

[5] 赵晓璇. 金融科技发展对商业银行全要素生产率的影响研究[D]: [硕士学位论文]. 济南: 山东大学, 2020.

[6] 赫国胜, 马妍妮. 非利息收入与商业银行经营效率测度[J]. 统计与决策, 2020, 36(8): 137-141.

[7] 李红权, 谢佳刘颖, 曹佩文. 金融科技如何影响商业银行的风险承担——基于多重中介效应的分析[J]. 投资研究, 2022, 41(8): 19-32.

[8] 田颖莉. 金融创新、产业结构升级与经济高质量发展[J]. 技术经济与管理研究, 2022(11): 113-117.

[9] 潘爽, 魏建国, 胡绍波. 互联网金融与家庭正规信贷约束缓解——基于风险偏好异质性的检验[J]. 经济评论, 2020(3): 149-162.

[10] Färe, R., Grosskopf, S., Norris, M. and Zhang, Z. (1994) Productivity Growth, Technical Progress, and Efficiency Change in Industrialized Countries. *American Economic Review*, **84**, 66-83.

[11] 李丹丹. 金融科技对商业银行全要素生产率的技术溢出效应研究[J]. 财会月刊, 2024, 45(17): 121-128.

[12] 吴非, 胡慧芷, 林慧妍, 任晓怡. 企业数字化转型与资本市场表现——来自股票流动性的经验证据[J]. 管理世界, 2021, 37(7): 130-144+10.

[13] 岳华, 王海燕, 陈欣媛. 金融科技与商业银行盈利能力: 冲击抑或助推?——基于银行财报文本挖掘的实证检验[J]. 东南大学学报(哲学社会科学版), 2022, 24(4): 70-81+147.

[14] 孙继国, 陈琪, 胡金焱. 金融科技是否提升了中小企业价值?——基于技术创新和信息透明度的视角[J]. 财经问题研究, 2022(8): 73-81.

[15] 郭峰, 王靖一, 王芳, 等. 测度中国数字普惠金融发展: 指数编制与空间特征[J]. 经济学(季刊), 2020, 19(4): 1401-1418.

[16] 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.

[17] 周杰琦, 陈达, 夏南新. 人工智能的绿色发展效应: 技术赋能和结构优化[J]. 当代经济科学, 2023, 45(5): 30-45.