数字化协同与银行系统性风险

——基于 2009—2024 年上市银行数据

赵文丽[1]，杨晨妹[2]，杨树国[1]

（1. 青岛科技大学数理学院，青岛 266061；2. 青岛大学经济学院，青岛 266075）

摘要：基于 2009—2024 年中国 25 家上市银行面板数据，结合银行数字化转型指数与北京大学数字普惠金融指数，构建银行内部数字化转型与外部数字金融环境协同效应分析框架，检验二者交互作用对银行系统性风险的影响。研究发现，银行内部数字化转型与外部数字金融环境提升之间存在显著协同效应，能够有效抑制银行系统性风险。异质性分析表明，在外部数字金融发展水平较高地区，以及资产质量较弱、系统性风险较高的银行样本中，该协同效应的风险抑制作用更为明显。进一步分析发现，该协同效应在不同阶段存在强弱差异，但总体上均表现为对系统性风险的抑制特征。研究结果表明，应完善数字金融基础设施，提升银行数字化转型能力与风险应对韧性，健全协同监管机制，以增强金融体系稳健性。

关键词：内外源数字化转型；系统性金融风险；协同效应；异质性；边际效应

中图分类号：F832 **文献标志码**：A **文章编号**：1671－1807(2026)13－0114－11

《中共中央关于制定国民经济和社会发展第十五个五年规划的建议》指出：“深入推进数字中国建设”“大力发展科技金融、绿色金融、普惠金融、养老金融、数字金融”“提高防范化解重点领域风险能力，统筹推进房地产、地方政府债务、中小金融机构等风险有序化解，严防系统性风险”。在此背景下，数字化转型不再只是银行提升经营效率和服务能力的技术选择，更成为增强风险识别、完善风险治理和维护金融稳定的重要支撑。因此，探究数字化转型背景下银行系统性风险的演化机制，特别是银行内部数字化能力与外部数字金融环境能否形成有效协同，具有突出的现实意义和政策参考价值。

在上述政策导向与技术变革的共同推动下，大数据、云计算、人工智能等数字技术加速融入金融业务，银行经营模式和风险结构正在发生深刻变化，银行系统性风险已经成为金融领域的重要研究课题。其关键之处在于风险并不是表现为单个银行的孤立性风险事件，而是可能在银行间通过资产相关性、负债共性与信息联动等相互传染。在数字化与银行系统性风险之间的关系上，当前阶段的研究主要包含两个方面：①围绕银行内部数字化转型对风险的影响。Hu 等[1]研究表明数字化转型与银行稳健性显著正相关，且主要由战略数字化和管理数字化驱动。周颖刚等[2]研究表明，银行数字化转型与系统脆弱性之间存在显著倒“U”型关系，并通过收入获取效率和主动风险承担等渠道间接影响系统脆弱性。林曦和王仁曾[3]研究表明，外源性金融科技和银行内部数字化转型主要通过改善存贷款结构和信贷质量显著降低银行脆弱性。吴文洋等[4]研究发现，数字化转型能够通过降低网络关联性抑制银行系统性风险。与此同时，Zhao 等[5]研究表明，数字化转型对银行系统性风险的影响还可能呈现倒“U”型特征，且其中的风险承担和非利息收入发挥着重要的中介作用。从银行风险治理角度看，Laeven 和 Levine[6]研究表明，银行内部治理结构与外部监管安排会显著影响银行风险承担，其为理解数字化背景下银行风险演变提供了基础性参考。②探讨外部数字金融环境改善对银行系统性风险的作用。梁洪等[7]研究发现，数字金融发展会显著影响系统性金融风险及货币政策调控效果；欧阳资生等[8]指出，数字金融对区域金融风险具有明显的空间溢出效应和区域异质性；Yang 和 Mas-

收稿日期：2026-03-10

作者简介：赵文丽(2001—)，女，山东临沂人，硕士研究生，研究方向为金融科技、应用数学；杨晨妹(1993—)，女，山东青岛人，助教，研究方向为货币银行学、金融风险管理；通信作者杨树国(1970—)，男，山东青岛人，教授，研究方向为金融科技、应用数学。

ron[9]则表明,金融包容水平会影响数字化转型对银行信用风险的作用强度,说明外部金融环境在数字化风险治理中具有重要的条件约束作用。此外,王乙番[10]从银行金融科技发展的影响因素入手,探讨了人力资本对银行金融科技发展的促进作用;韩庆斌[11]研究分析了金融科技对银行业务的冲击影响;唐子健和李雯莹[12]则在区域层面上考察了数字普惠金融发展及其经济效应。上述研究分别从银行金融科技发展条件、金融科技对银行业务的影响以及区域数字普惠金融发展等角度,对数字技术与金融运行之间的关系进行了有益探讨。总体来看,现有研究从银行内部数字化转型和外部数字金融环境两个角度,对数字化影响银行系统性风险的机制进行了较为丰富的讨论,为研究奠定了良好基础。

但与此同时,当前研究仍然存在进一步深化的空间。①现有文献大多分别从"内部数字化转型"或者"外部数字金融环境"出发研究其对银行系统性风险的单独影响,而对于两者之间是否存在协同效应,还未有统一的分析框架。②虽然部分研究已经关注数字化转型对系统性风险的多渠道作用与非线性特征,但是对于内部数字化能力与外部数字金融环境的协同程度如何影响银行系统性风险,特别是外部数字金融环境在其中是否具有调节作用,仍然缺少系统性检验。③在国内数字金融快速扩张并且区域异质性显著的背景下,数字化转型与外部数字金融环境交互效应对银行系统性风险的影响还未得到充分识别。换言之,现有研究为理解数字化与银行风险之间的关系提供了重要基础,但是对"内外源数字化协同-银行系统性风险"这个核心问题的直接回答存在不足。因此,在内外源数字化协同视角上,考察银行内部数字化能力与外部数字金融环境的交互作用及其对银行系统性风险的影响。

相比现有研究,本文的主要贡献在于:①从"协同效应"视角重新审视数字化影响机制,构建内部数字化指数与外部数字金融环境的交互项来描述内外源数字化要素的协同作用,研究其对系统性风险的影响;②银行系统性风险的度量用 ΔCoVaR(条件在险价值的变化量)等系统性风险指标,能够准确捕捉尾部共振与风险溢出;③在方法上采用双向固定效应模型识别基准效应,并结合 IV-2SLS(使用两阶段最小二乘法进行的工具变量估计),两步稳健系统 GMM(广义矩估计),双向聚类稳健标准误和 wild-cluster bootstrap 等方式处理内生性与小样本偏误,让结果更具稳健性;④建立分段边际效应和异质性模型,来检验外部数字金融环境的调节作用与阶段性差异。综上,从协同效应机制出发,系统检验内外源数字化与银行系统性风险之间的关系,为数字金融相关政策的制定与优化提供更具针对性的实证证据。基于上述分析,采用银行内部数字化转型指数与北京大学数字普惠金融指数构建内外源数字化协同框架,考察二者协同作用对银行系统性风险的影响。

1 理论基础与研究假设

1.1 内外源数字化协同与银行系统性风险

现有研究大多从单一维度考察数字化对银行风险的作用:一类文献主要关注银行内部数字化转型如何影响风险承担,经营稳健性与系统脆弱性;另一类文献则更多讨论外部数字金融环境对金融稳定、区域金融风险与银行经营条件的影响。相较之下,对"银行内部数字化转型和外部数字金融环境"的交互效应关注不足,因而容易忽视二者相互作用时可能带来的系统性风险缓释作用。从内部机制上看,牛丽娟和李一豪[13]研究表明,银行内部数字化有助于提升数据采集、风险识别、预警与管理能力,从而增强银行对信用风险、流动性风险及经营风险的识别与应对能力。已有研究表明,数字化转型不仅能够提升银行稳健性,还会通过收入获取效率、主动风险承担、存贷款结构优化、信贷质量改善以及网络关联性下降等渠道影响银行脆弱性和系统性风险[2-3]。同时相关研究还指出,数字化转型对银行系统性风险的作用可能呈现非线性特征[4]。通过上述分析说明银行内部数字化转型不仅体现为技术升级,还表现为风险治理能力和经营韧性的提升。从外部条件看,王思遥[15]研究表明,外部数字金融环境主要通过完善基础设施、优化数据与技术供给、改善治理生态,为银行数字化建设提供支撑,并在一定程度上稳定金融运行环境。相关研究表明,数字金融发展会影响系统性金融风险及货币政策调控效果[6],并对区域金融风险产生明显的空间溢出效应与区域异质性[7];同时外部金融包容水平还会影响数字化转型对银行信用风险的作用强度[8]。通过上述分析可见,外部数字金融环境并不是银行数字化转型的被动背景,而是其作用发挥的重要前提。Ma[15]研究表明,金融科技发展对银行系统性风险有显著影响。对于现实背景而言,当前中国数字普惠金融快速扩张、区域数字金融基

础设施建设水平差异显著，而不同银行在数字化转型进程和风险治理能力上也存在明显分化，这为考察内外源数字化协同作用对银行系统性风险的影响提供了现实基础。

进一步可以看出，银行内部数字化转型与外部数字金融环境并不是相互孤立的，而是具有明显的互补性与联动性。一方面，刘欣琳[16]研究表明，外部数字金融环境改善能够为银行提供更完善的数字基础设施，更丰富的数据资源和更成熟的数字治理生态，从而给内部数字化建设创造条件；另一方面，银行内部数字化能力又能够将外部环境中的技术、数据和制度红利转化为更有效的风险识别、风险定价与风险处置能力。当二者实现比较好的匹配时，银行可以通过信息互补、资源共享和治理协同缓解信息不对称问题，并通过降低网络关联性和弱化风险传导渠道来抑制系统性风险；反之，如果内部数字化能力与外部数字金融环境发展失衡，则可能导致外部环境赋能不足或内部吸收转化能力不足，从而减弱数字化的风险治理效果，甚至放大风险传染。

基于上述分析，提出如下假设。

H1：银行内部数字化转型与外部数字金融环境的协同作用能够显著降低银行系统性风险。

1.2 外部数字金融环境的调节作用

在内外源数字化协同作用银行系统性风险的过程中，外部数字金融环境并不是只作为一般背景存在，还可能影响内部数字化转型作用的发挥程度，也就是说具有一定的调节作用。换言之，虽然银行已经推进数字化转型，但其风险治理效果仍取决于外部数字金融环境是否能够为内部数字化能力的形成、嵌入与释放提供充分支撑。在作用机理上看，在外部数字金融环境较好时，数字基础设施更完善，数据要素流动更顺畅，数字技术扩散更充分，金融治理生态也更成熟。在这种情况下，银行内部数字化能力更容易嵌入客户识别、风险定价、流动性管理与经营决策等关键环节，从而强化数字化风险治理功能。相反，在外部数字金融环境较弱时，即使银行内部已经开展数字化建设，也可能因为数据供给不足、技术支撑有限、制度配套不完善等原因，造成内部数字化能力难以充分发挥作用，从而减弱其降低风险的效果。

已有研究表明，外部金融包容水平、数字金融发展程度以及区域数字环境差异，会显著影响数字化转型的风险治理效果，并且会改变数字化作用的表现形式和影响强度[6-8]。通过上述分析表明外部数字金融环境并不是中性的制度背景，而是会通过影响金融运行机制、资源配置与政策传导环境，从而塑造风险演化路径。

结合中国数字普惠金融快速扩张、区域数字金融发展不平衡以及银行数字化建设程度差异较大的现实背景，可以推断出外部数字金融环境越完善，银行内部数字化转型越容易转化为有效的风险治理能力，继而强化内外源数字化协同降低风险效应。

基于上述分析，提出如下假设。

H2：外部数字金融环境越完善，银行内部数字化转型与外部数字金融环境的协同降低风险效应越强，即外部数字金融环境对内外源数字化协同作用具有正向调节作用。

1.3 协同效应的阶段性差异

相关研究指出银行业的数字化转型通过数据治理和实时监测等一些技术来提升风险识别、客户筛选和流动性管理能力，能够做到强化风险抵御机制、降低系统性风险发生的概率。张璐[17]研究表明，银行业数字化转型有助于提升系统性金融风险的识别、监测与预警能力。陈双等[18]研究表明，数字技术在投资以及运营等环节的应用，能够借助智能算法和模型评估识别潜在风险，从而提升风险预警和防范能力。由此可见，数字化转型本身具有改善银行风险治理能力、增强风险缓释机制的作用基础。

鉴于相关文献研究表明，内部数字化转型与外部数字金融环境之间的协同关系不是一成不变的，其强弱会随着外部环境、风险暴露程度以及银行所处发展阶段的变化而变化。也就是说，协同效应虽然总体上具有风险抑制作用，但在不同外部数字金融发展阶段和不同风险情境下，其表现强度并不完全一致。刘超和李钰颖[19]研究表明，系统性金融风险具有传染效应，不同机构的重要性和脆弱性差异会影响风险传导。苏靖雯[20]研究表明，金融科技对上市商业银行系统性风险具有显著影响。这说明，在资产质量较弱、风险暴露较高或系统性风险水平较高的情形下，银行对风险识别、风险缓释和风险传导阻断机制的需求通常更强，此时内外源数字化协同所带来的治理效应可能更为明显；相反，在风险水平相对较低、外部环境较为稳定的情形下，协同效应虽然仍可能存在，但其表现往往相对温和。

结合中国数字金融快速扩张、区域异质性显著

以及不同银行风险暴露程度差异较大的现实背景,可以推断,内外源数字化转型的协同作用并不是在所有阶段都以相同强度发挥作用,而是会随着外部环境改善程度和银行风险状态变化而呈现出连续但强弱不同的阶段性特征。

基于上述分析,提出如下假设。

H3:银行内部数字化转型与外部数字金融环境的协同效应在不同阶段和不同风险情景下存在强弱差异,但总体上表现为对系统性风险的抑制作用。

2 研究设计

2.1 变量说明

2.1.1 被解释变量

王炳鑫[21]研究表明,系统 VaR(风险价值)的额外损失幅度,即危机情景下的在险价值与平稳经营时的在险价值之差,选用 ΔCoVaR 的绝对值来量化银行的系统性风险,绝对值越大代表银行系统性风险越大,绝对值越小,代表银行系统性风险越小。将 ΔCoVaR 的绝对值记为 SYSRISK,用以表征银行系统性风险。Tobias 和 Brunnermeier[22]研究表明,CoVaR 方法可用于刻画系统性风险。在数据方面,从 Choice 数据库获取 2009—2024 年银行日度收盘价,并计算单个银行的日收益率,单个银行的日收益率计算公式为

$$R_t^i = \ln \frac{P_t}{P_{t-1}} \tag{1}$$

式中:R_t^i 为第 i 个上市银行第 t 天的日收益率;P_t 为第 t 天的收盘价;P_{t-1} 为第 $t-1$ 天的收盘价。基于 25 家商业银行的日收益率,进一步计算出 2009—2024 年的 ΔCoVaR 值:

$$\Delta\text{CoVaR} = \text{CoVaR}_{\text{Crisis}} - \text{CoVaR}_{\text{Normal}} \tag{2}$$

式中:$\text{CoVaR}_{\text{Crisis}}$ 为在危机情境下的风险暴露值;$\text{CoVaR}_{\text{Normal}}$ 为在平稳经济时期的风险暴露值。在稳健性检验中,对被解释变量 ΔCoVaR 进行取对数与对 ΔCoVaR 进行 1%~99%缩尾处理,以减弱极端值对估计结果的影响。

2.1.2 解释变量

(1)谢绚丽和王诗卉[23]研究表明,“北京大学中国商业银行数字化转型指数”可以衡量银行内部数字化转型水平,并选取其中的数字化总指数作为内源数字化转型指标(U1)。

(2)郭峰等[24]研究表明,“北京大学数字普惠金融指数”可以衡量银行所处地区的外部数字金融发展水平,并选取北京大学普惠金融中的总指数作为外源数字化环境指标(U2)。

2.1.3 控制变量

为减少遗漏变量的干扰,实证分析选取的控制变量包括:①不良贷款率,展示的是信贷资产质量与风险暴露程度;②存贷比(贷款/存款),呈现的是银行流动性状况与资产负债匹配水平;③资本充足率,反映资本实力及吸收潜在损失的能力;④拨备覆盖率,反映银行应对不良贷款损失的风险缓冲能力;⑤净资产收益率,反映银行的盈利能力与资本使用效率。变量定义见表 1。

表 1 变量定义

变量类型	变量名称	度量方法
被解释变量	银行系统性风险	将日频 ΔCoVaR 先求年度,再取绝对值,记为 SYSRISK
解释变量	内源数字化转型指数	以银行内部数字化转型总指数度量,并对其进行标准化处理
	外源数字化指数	以北京大学普惠金融总指数度量,并对其进行标准化处理
控制变量	不良贷款率	不良贷款率=不良贷款余额/贷款总额×100%
	存贷比(贷/存)	存贷比=贷款总额/存款总额×100%
	资本充足率	资本充足率=资本净额/风险加权资产(RWA)×100%
	拨备覆盖率	拨备覆盖率=贷款损失准备余额/不良贷款余额×100%
	净资产收益率	净资产收益率=净利润/平均股东权益×100%

2.2 样本与数据来源

相关数据主要来自 3 个渠道:①银行层面上的相关数据来自 Choice 等数据库;对个别缺失值,采用回归插补的方法进行补全;②外源数字普惠金融总指数与内源银行数字化转型总指数来源于北京大学数字金融研究中心官方网站;③其余控制变量数据主要来自各银行年度财务报告和金融监管机构等。

选用 2009—2024 年 25 家上市银行的年度面板数据为研究样本,样本涵盖 5 家国有大型商业银行、8 家股份制商业银行、7 家城市商业银行和 5 家农村商业银行。表 2 描述了主要变量的描述性统计结果。

2.3 模型设定

2.3.1 双向静态固定效应模型

采用双向静态固定效应模型,在控制银行个体效应的同时控制年份时间效应,以分析内外源数字化转型对银行系统性风险的影响。模型设定如下:

$$\text{SYSRISK}_{i,t} = \beta_1 z\text{U1}_{i,t} + \beta_2 z\text{U2}_{i,t} + \beta_3 (z\text{U1}_{i,t} \times z\text{U2}_{i,t}) + \gamma' z X_{i,t} + \alpha_i + \tau_t + \varepsilon_{i,t} \tag{3}$$

表 2　变量描述性统计

变量	样本数	均值	标准差	最小值	最大值
银行系统性风险	389	2.153	1.146	0.020	5.436
内源数字化转型指数	389	1.152×10^{-9}	1.000	−1.966	1.820
外源数字化指数	389	9.788×10^{-10}	1.000	−1.763	2.360
综合协调指数	389	191.437	92.800	21.447	372.178
不良贷款率	374	1.249	0.358	0.380	2.410
存贷比	374	0.783	0.130	0.390	1.162
资本充足率	374	13.485	1.636	9.880	19.260
拨备覆盖率	374	0.004	0.001	0.002	0.008
净资产收益率	374	14.444	4.245	5.160	27.188

式中：$SYSRISK_{i,t}$ 为银行 i 第 t 年的系统性风险；$zU1_{it}$ 为银行 i 第 t 年的标准化数字化转型指数；$zU2_{it}$ 为银行 i 第 t 年的标准化普惠金融指数；zX_{it} 为一系列标准化控制变量，包括不良贷款率、存贷比、资本充足率、拨备覆盖率和净资产收益率；i 为银行；t 为年份；α_i 与 τ_t 分别为银行固定效应与年份效应；$\varepsilon_{i,t}$ 为随机误差项；β 为系数。考虑到已有研究表明银行流动性创造与系统性风险之间存在重要关联，谭姝颖等[25]的研究为模型设定提供了参考。

2.3.2　渐进式协同效应检验模型

经过前文的实证分析，wild-cluster bootstrap 的显著性分布和分位点边际效应曲线等结果表明内外源数字化转型的协同效应不存在统计意义上的“突变式门槛”，而是随着外部数字金融水平的提高而提高。具体表现为：①在不同外部数字金融水平分位点（25%、50%、75%）下，内部数字化的边际效应虽然强弱不同，但是方向保持一致；②在 wild-cluster bootstrap 的结果上并没有在某一特定取值附近出现显著性“跳变”；③随着 zU2 的提升边际效应展示出由正转负、逐步增强的风险抑制趋势。

基于上述证据，不再采用 Hansen(1999)式面板门槛模型，而是在式(3)的基础上直接推导内部数字化的边际效应，以检验“协同效应是否会随着外部数字金融水平提高而逐步增强”。式(3)对 zU1 求偏导得到：

$$\frac{\partial SYSRISK_{i,t}}{\partial zU1_{i,t}}=\beta_1+\beta_3 zU2_{i,t} \tag{4}$$

式中：$\beta_3 zU2_{i,t}$ 为外部数字金融环境越好，内部数字化的边际效应越趋向风险抑制的变化趋势，上述公式中若 $\beta_3<0$，代表 zU2 越大，风险抑制效应就越强。为描述 zU2 在不同水平下的协同效应差异，选择在 25%、50%、75%这 3 个分位点计算式(4)的边际效应，并且与 wild-cluster bootstrap 的显著性分布相结合，最终验证假设 H3：协同效应虽具有阶段性强弱差异，但是不存在结构性“突变门槛”，总体上呈现渐进式增强的风险抑制机制。

3　实证分析

3.1　基准回归

表 3 为基准回归结果。表 3 列(1)、列(2)分别代表了标准化内源数字化转型和标准化外源数字化环境对银行系统性风险的独立影响，结果显示都不显著，说明单独提升内部数字化能力或者外部数字金融环境对银行系统性风险没有显著影响。其中列(3)表示选择标准化内源数字化转型和标准化外源数字化金融环境的回归结果，其结果显示系数仍不显著，说明内源数字化转型和外源数字化金融环境可能存在交互。表 3 列(4)在前面基础上引入标准化内源数字化转型和标准化外源数字化环境的交互项，结果系数显示为 −0.221 其中 $t=-2.89$，$P<0.01$，显著为负，说明当内部数字化能力和外部数字金融环境协同时，银行的系统性风险显著下降，这说明数字化转型的风险缓释效应具有明显的协同性，而不是非线性独立性。这表明，银行内部数字化转型与外部数字金融环境的协同作用能够显著降低银行系统性风险，假设 H1 成立。

表 3　基准回归结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
银行内源数字化转型	−0.039 (−0.35)		−0.039 (−0.35)	0.061 (0.61)
外源性数字化环境		−0.003 (−0.00)	0.020 (0.02)	0.438 (0.53)
zU1×zU2				−0.221*** (−2.89)
不良贷款率	0.078 (0.48)	0.067 (0.39)	0.079 (0.45)	0.077 (0.41)
存贷比	−0.637 (−1.20)	−0.637 (−1.19)	−0.637 (−1.20)	−0.735 (−1.44)
资本充足率	−0.028 (−1.02)	−0.030 (−1.02)	−0.028 (−1.03)	0.012 (0.38)
拨备覆盖率倒数	−93.560 (−1.75)	−92.515 (−1.79)	−93.995 (−1.80)	−48.575 (−0.79)
净资产收益率	0.001 (0.02)	−0.001 (−0.02)	0.001 (0.02)	0.013 (0.41)
常数项	3.381*** (3.94)	3.429*** (4.07)	3.384*** (4.06)	2.721*** (3.15)
样本数	374	374	374	374
R^2	0.842	0.841	0.842	0.847

注：*、**、*** 分别表示 $P<0.1$、$P<0.05$、$P<0.01$；括号内为 t 值。

3.2　内生性分析

为缓解反向因果、遗漏变量和测度误差可能导致的内生性问题，采用两条识别路径：①IV-2SLS，以被解释变量和解释变量的同步关系为基准，采取 zU1、zU2 及其交互项 zU1×zU2 的滞后项（L_zU1、

L_zU2、L_zU1×zU2)作为工具变量,利用时间差异缓解内生性。②对于系数广义矩估计(System-GMM),在动态设定下引入内生性处理与"银行×年份"聚类稳健标准误,并严格控制工具数量以避免过度识别。

为确保工具变量的有效性,首先进行第1阶段相关性与识别检验,结果见表4。

第1阶段结果表明,工具变量对各个内生性变量具有显著的解释力,首先在以zU1为被解释变量的回归中,发现L_zU1的系数为0.546($t=11.05$,$P<0.01$),表明上一期内部数字化水平与当期内部数字化存在显著的正相关性。

从表4中可以发现L_zU1×zU2的系数为0.067 0($t=2.12$,$P<0.05$),是显著的,表明增强了工具组的解释力;其中L_zU2的系数是-0.628 0($t=-1.94$,$P\approx0.05$),虽然边际显著但是合理的。还发现在以zU2为被解释变量的方程中,L_zU2的系数为0.607 0($t=18.62$,$P<0.01$),显著为正,说明外部数字金融环境具有较强的时间延续性;L_zU1×zU2的系数为0.015 3($t=3.41$,$P<0.01$),说明工具变量组整体上解释力还是稳健的;最后在以zU1×zU2为被解释变量的方程中,发现无论是L_zU1、L_zU2还是L_zU1×zU2,这3个工具变量都显著为正,特别是L_zU1×zU2的系数为0.839 0($t=18.79$,$P<0.01$),显著为正,说明上一期交互项对当期交互项的预测力最强。

表4　第1阶段内生性结果

变量	(1)	(2)	(3)
	zU1	zU2	zU1×zU2
L_zU1	0.546 0*** (11.05)	-0.009 8 (-1.47)	0.177 0*** (3.11)
L_zU2	-0.628 0* (-1.94)	0.607 0*** (18.62)	0.725 0** (2.41)
L_zU1×zU2	0.067 0** (2.12)	0.015 3*** (3.41)	0.829 0*** (18.79)
控制变量	Yes	Yes	Yes
个体固定效应(银行)	Yes	Yes	Yes
时间固定效应(年份)	Yes	Yes	Yes
排除型F检验(First-stage excluded instruments F-statistic)	90.80	116.74	154.40
弱工具检验(Kleibergen-Paap rk Wald F (cluster-robust))	93.46	144.31	102.11
欠识别检验(Kleibergen-Paap rk LM χ^2 (cluster-robust))	111.95	172.88	122.32

注:*、**、***分别表示$P<0.1$、$P<0.05$、$P<0.01$;括号内为t值。

从结果看,首先排除型F检验(First-stage excluded instruments F-statistic)zU1、zU2和zU1×zU2的值分别是90.80、116.74、154.40,对应的P值均为0.000,说明被排除的滞后期工具变量L_zU1、L_zU2、L_zU1×zU2对各内生变量均具有显著的解释力,工具变量与内生变量之间存在较强的线性相关关系。其次,欠识别检验(Kleibergen-Paap rk LM statistic, Underidentification test)的统计量分别为111.95、172.88和122.32,对应的P值均为0.000,表明显著拒绝"欠识别"原假设,说明模型不存在欠识别问题,工具变量与内生变量整体相关,满足有效识别条件。最后,弱工具检验(Kleibergen-Paap rk Wald F statistic, Weak identification test)的统计量分别为93.46、144.31和102.11,均显著大于Stock-Yogo所给出的10%最大IV偏误临界值(通常为16~20)。因此,可以排除弱工具问题,表明所选工具变量具有足够的强度。

进一步地,表5显示,在方程层面上Kleibergen-Paap rk LM $\chi^2=12.10$($P=0.000\ 5$)拒绝欠识别;Kleibergen-Paap rk Wald $F=14.19$,高于经验阈值10,不存在弱工具问题。工具变量满足"相关性"与"强度"要求,模型识别充分,IV-2SLS估计具备计量的有效性。

在"银行×年份"双重固定效应控制银行层面聚类标准误条件下,IV-2SLS的第2阶段估计结果见表6。

通过表6发现,只考虑内部数字化时,其系数与系统性风险SYSRISK呈现正相关,但是发现当外部数字金融环境水平较高时,内部数字化与外部数字金融环境的交互项系数显著为负,说明两者具有

表5　工具变量识别有效性检验结果

检验类型	检验方法	统计量	P	结论
欠识别检验(Underidentification test)	Kleibergen-Paap rk LM χ^2	12.10	0.000 5	拒绝欠识别原假设,模型被识别
弱工具检验(Weak identification test)	Cragg-Donald Wald F	24.38	—	—
	Kleibergen-Paap rk Wald F	14.19	—	$F>10$,排除弱工具问题

表6　IV-2SLS第2阶段估计结果

变量	系数	z	P	95%置信区间	结论
zU1	0.455	2.00	0.045	[0.010,0.900]	正向显著
zU2	1.389	1.27	0.205	[-0.761,3.540]	不显著
zU1×zU2	-2.298	-2.82	0.005	[-0.506,-0.091]	显著负向
控制变量	Yes	Yes	Yes	Yes	均稳健
样本数	350	350	350	350	350

显著的协同降低风险效应。总而言之就是在外部数字金融环境较好的条件下，内部数字化能够更好地发挥风险缓释作用，从而达到降低银行系统性风险暴露的作用。即证明“内外源数字化协调推进能够降低银行系统性风险”的假设。

为了进一步验证内生性修正结果的稳健性，进一步采用两步 System-GMM 估计，结果见表 7。

通过对比表 7 中的初始 GMM 和压缩 GMM 之后可以发现，当工具由 79 变成 25 之后得到 zU1×zU2 的系数为 −0.581（$t=-3.65$，$P=0.001$），显著为负，这表明外部数字金融环境水平越高，越能削弱内部数字化可能带来的系统性风险放大效应，体现出内外源数字化之间的协同降低风险作用。表 7 显示，当“强力压缩”工具数之后，在 AR 检验方面，AR(1)中的 $z=-2.61$，$P=0.009$，满足一阶自相关性，AR(2)中的 $z=-0.93$，$P=0.351$，不显著，说明不存在二阶自相关，从而表明该系统 GMM 估计满足系统 GMM 的关键要求。在过识别检验方面，Hansen test excluding group 为 $\chi^2=0.00$，$P=1.000$，Diff-Hansen：差值 $\chi^2=0.00$，$P=1.000$，此时 Hansen test excluding group 也通过，说明工具变量整体有效，识别结果较为稳健。

表 7　System-GMM 动态估计与诊断结果

变量	(1) 基准两步 System-GMM	(2) 工具数“强力压缩”的两步 System-GMM
zU1	27.63*** (2.84)	−0.465 (−1.26)
zU2	−599.61*** (−2.81)	−0.148 (−0.18)
zU1×zU2	2.26* (1.96)	−0.581*** (3.65)
控制变量	Yes	Yes
个体固定效应	Yes	Yes
时间固定效应	Yes	Yes
AR(1)	$z=-0.56$，$P=0.577$	$z=-2.61$，$P=0.009$
AR(2)	$z=-1.30$，$P=0.195$	$z=-0.93$，$P=0.351$
Hansen(P)	1.000	1.000
Diff-Hansen	$\chi^2=0.00$，$P=1.000$	$\chi^2=0.00$，$P=1.000$
样本数	350	350

注：*、**、*** 分别表示 $P<0.1$、$P<0.05$、$P<0.01$；括号内为 t 值。

3.3　稳健性检验

为进一步保证研究结果的稳健性，从 3 个方面开展稳健性检验（表 8）。①对被解释变量进行对数化处理，并进行 1%～99%缩尾，来降低极端值与分布偏态对估计结果的影响；②采用“银行×年份”双向聚类稳健标准误，与此同时控制银行维度与年份维度可能存在的相关性；③因为样本按银行聚类后仅有 24 个聚类单元，常规聚类稳健标准误在小样本下可能偏误，所以进一步采用 Wild-cluster bootstrap 重抽样方法，来提高显著性推断的可靠性。

表 8　稳健性检验结果

变量	(1) 对数化处理	(2) 缩尾处理（1%～99%）	(3) 双向聚类（银行×年份）	(4) Wild-cluster bootstrap
zU1	0.058 (1.08)	0.062 (0.62)	0.061 (0.65)	0.061 (0.59)
zU2	0.106 (0.15)	0.439 (0.53)	0.438 (0.56)	0.438 (0.51)
zU1×zU2	−0.205*** (−3.73)	−0.221*** (−2.88)	−0.221** (−2.54)	−0.221** (−2.80)
控制变量	Yes	Yes	Yes	Yes
个体固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes
时间固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes
样本数	350	350	350	350

注：*、**、*** 分别表示 $P<0.1$、$P<0.05$、$P<0.01$；括号内为 t 值；控制银行特征变量、个体固定效应与时间固定效应。

通过表 8 的结果发现，交互项 zU1×zU2 的估计系数在不同稳健性设定下均为负，且在统计上都显著，交互项系数对数化处理下的系数为 −0.205，在 1% 显著水平下显著为负，缩尾处理后系数为 −0.221（1%水平显著）；采用“银行×年份”双向聚类稳健标准误时系数仍为 −0.221，也是显著的；针对样本聚类数量有限的问题，采用 wild-cluster bootstrap 检验，结果发现交互项系数同样保持显著为负。所以无论是对变量分布进行处理，还是调整标准误的估计方式，结论都保持一致，说明内外源数字化的协同效应具有较强稳健性。在此基础上，图 1 给出了 wild-cluster bootstrap 对交互项 zU1×zU2 的显著性区间分布，其中虚线水平线为 5% 显著性水平，曲线为 bootstrap P 值随系数取值变化的分布。结果展示在真实样本点附近的 P 值约为 0.025 6，低于 5%显著性水平；同时，交互项 zU1×zU2 的 95%置信区间为[−0.368，−0.042]，在这个区间里面 $P\geqslant0.05$，为非拒绝域，区间[−0.368，−0.042]之外 $P<0.05$ 为显著区间，显著区间完全为负，表明交互项显著为负，结论具有统计稳健性。

4　进一步分析

4.1　异质性分析

4.1.1　按外部数字金融水平（zU2 分位点）

为了进一步验证内外源数字化交互作用在不同条件下的差异性，从外部数字金融水平、风险水平与资产质量 3 个方面展开异质性分析。

在外部数字金融水平方面，为直观展示协同机制，在外部数字金融（zU2）的 3 个分位点（25%、50%、75%）上评估内部数字化（zU1）对银行系统性风险的边际效应，结果如图 2 所示。

分析表 9 的结果发现，在低外部数字金融水平（P25，zU2 ≈ − 0.80）上，zU1 的边际效应为 + 0.238，其中 $t=1.90$，$P=0.070$，结果显示正向且边际显著；在中外部数字金融水平（p50，zU2≈0.04）上，发现效应下降至 0.052 并且不显著；在高外部数字金融水平（p75，zU2≈0.89）上，发现效应变为 −0.135 并且不显著。由此可见随着外部数字金融水平提高，内部数字化的边际效应由正变负，与前文 zU1×zU2 的负系数结果一致。

这说明当银行所处外部金融科技环境较弱时，内部数字化可能放大银行系统性冲击；但是当外部环境逐步稳定时，相同的内部数字化反而不再放大风险，甚至具有一定的抑制作用。表明内外源的协调推进对银行系统性风险具有“协同稳定机制”，验证了内源与外源需要同步提升来达到降低系统性风险的目的，即证明了假设 H2。

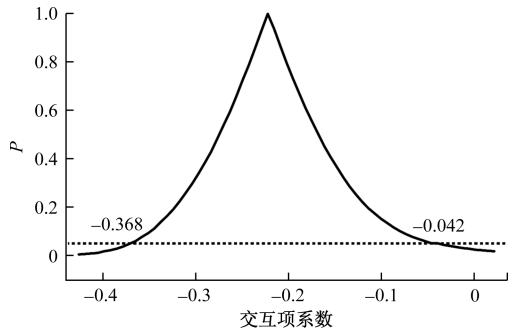


图 1　wild-cluster bootstrap 检验下交互项 zU1×zU2 的显著性区间分布

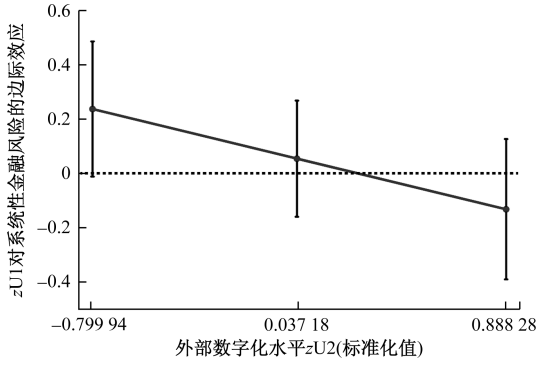


图 2　按外部数字金融分位点的边际效应结果

4.1.2　按资产质量（不良贷款率 npl_rate）分组

通过表 10 的结果发现，zU1×zU2 虽然在低不良贷款率样本中系数为负但不显著，但是在高风险组中负向效应增强且显著性有所提升，这说明外部金融环境越完善，其对内部数字化风险放大效应的缓释作用越强，并且展现出由强到弱的协同稳定趋势，与前文的边际分析结果一致。

4.1.3　按风险水平（系统性风险高低）分组

为进一步验证高低风险银行的数字化耦合差异，按照样本系统性风险中位数将样本划分为“高风险组”和“低风险组”，结果见表 11。zU1×zU2 的负向协同效应主要集中在高风险银行组，并在 5%水平显著；而在低风险组中虽然也是负号但不显著，说明外部金融科技环境越好或者银行越高时，其对内部数字化影响系统性风险脆弱性的缓释作用越突出。

4.2　外源（U2）的溢出效应分析

为了进一步检验外部金融科技环境是否能够反向促进银行内部数字化转型水平，采用内源数字化（zU1）为被解释变量，外源数字化（zU2）为核心解释变量，在样本数为 374 且控制银行个体固定效应与年份固定效应之后，构建简单的回归模型进行检验，结果见表 12。

表 12 结果说明，外部金融环境对银行内部数字化水平的回归系数为 0.607，方向为正但统计上不显著，表明当前外部数字金融环境没有形成显著的正向溢出效应，外部金融环境没有显著反向促进银行的内部数字化转型。由于得到的结果中 $R^2=0.911$，说明模型整体解释力较强以及稳健性较好，其中净资产收益率在 5%显著性水平下显著为正，表明银行盈利能力在一定程度上能促进内部数字化水平的提高。

表 9　U1 在不同 U2 分位点下的边际效应结果

U2 分位点	zU2 水平	∂|ΔCoVaR|/∂U1	标准误	t	$P>\|t\|$	95%置信区间
25%(p25)	−0.800	0.238	0.125	1.90	0.070	[−0.0207,0.4971]
50%(p50)	0.037	0.053	0.104	0.51	0.615	[−0.1615,0.2671]
75%(p75)	0.888	−0.136	0.121	−1.12	0.275	[−0.3869,0.1154]

注：基于交互项模型计算 U1 在不同 U2 水平下对系统性风险冲击幅度的边际效应，U1、U2 已标准化。

表 10　异质性分析结果(按不良贷款率分组)

变量	低不良组	高不良组
zU1	−0.130(−0.93)	−0.064(−0.59)
zU2	−0.050(−0.13)	3.722**(2.14)
zU1×zU2	−0.129(−0.75)	0.051(0.59)
控制变量	Yes	Yes
个体固定效应	Yes	Yes
时间固定效应	Yes	Yes
样本数	350	350

注：*、**、***分别表示 $P<0.1$、$P<0.05$、$P<0.01$；括号内为 t 值。

表 11　异质性分析结果(按系统性风险高低分组)

变量	低风险组	高风险组
zU1	0.028(0.23)	−0.270(1.44)
zU2	1.293(1.15)	−4.363***(−3.53)
zU1×zU2	−0.144(−0.90)	−0.322**(−2.71)
控制变量	Yes	Yes
个体固定效应	Yes	Yes
时间固定效应	Yes	Yes
样本数	350	350

注：*、**、***分别表示 $P<0.1$、$P<0.05$、$P<0.01$；括号内为 t 值。

表 12　外部金融环境的溢出效应检验结果

变量	系数
zU2	0.607(0.76)
不良贷款率	0.318(1.50)
存贷款比	0.002(0.00)
资本充足率	0.035(1.03)
担保投资覆盖率	−38.096(−0.67)
净资产收益率	0.036**(2.14)
常数项	−1.172*(−1.92)

注：*、**、***分别表示 $P<0.1$、$P<0.05$、$P<0.01$；括号内为 t 值。

综上所述，外源数字化未对内源数字化产生显著的反向传导作用，究其原因可能与两者间存在滞后、数字化融合程度有限有关，表明外部环境的溢出机制仍处于潜在培育阶段。

4.3　渐进式协同效应检验

为检验外部数字金融环境(zU2)在不同水平下是否会导致内部数字化转型(zU1)对系统性金融风险的作用出现“突变式”的非线性门槛变化，在式(2)的基础上构造分段边际项：zU1-lo＝zU1×I(zU2≤c)、zU1-hi＝zU1×I(zU2＞c)，并结合分段边际效应分析(piecewise marginal effects)和 wild-cluster bootstrap 显著性分布进行稳健检验。图 3 给出了在外部数字金融环境处于低区间(zU2≤c)与高区间(zU2＞c)时，内部数字化对系统性风险的边际效应估计值及其置信区间。从图中可以看出：①在低 zU2 区间下，边际效应约为−0.200，虽然数值较大，但是置信区间跨越数值零，显著性不足；②在高 zU2 区间下，边际效应约为−0.438，同样不显著；③两区间置信区间大幅重叠，系数差异未表现出统计意义上的跃迁或断点。表 13 对应给出了两个区间的回归估计值，zU1-lo 和 zU1-hi 的系数均不显著，但符号方向一致，进一步印证了外部数字金融环境高低并不会引起内部数字化风险效应的结构性突变。结合前文 wild-cluster bootstrap 的显著性分布也可以发现，在大部分 zU2 取值区间内，交互项的 P 值随 zU2 仅呈缓慢变化趋势，并没有出现“显著性突然下降或跃升”的门槛迹象。

结合并分析上述证据，发现外部数字金融环境对内部数字化转型风险效应的调节不是传统意义上的突发门槛跃迁，而是其随 zU2 提升而逐步增强或者减弱的渐进式过程。虽然协同效应在不同阶段存在一定的强弱差异，但是整体上仍然表现为对银行系统性风险的缓释作用，为假设 H3 提供了有力的实证支撑。

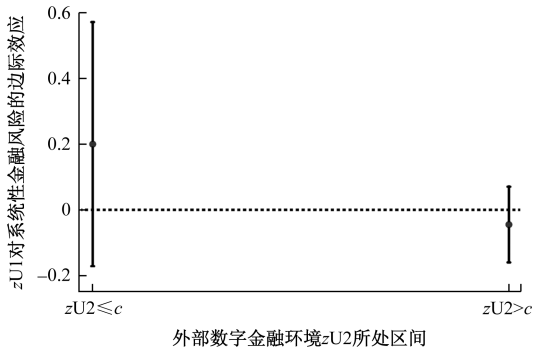


图 3　分段边际效应图

表 13　外源数字化水平对内部数字化转型风险效应的分段边际效应结果

变量	系数	t	显著性
zU1-lo(当 zU2≤c)	−0.200	1.05	
zU1-hi(当 zU2＞c)	−0.438	−0.40	
zU2	0.149	0.16	
不良贷款率	0.074	0.42	
存贷比(贷/存)	−0.596	−1.10	
资本充足率	−0.189	−0.64	
拨备覆盖率	−84.254	−1.44	
资本净收益率	0.007	0.20	
常数项	3.130	3.45	***

注：*、**、***分别表示 $P<0.1$、$P<0.05$、$P<0.01$。

5　结论与政策建议

5.1　结论

基准回归模型的结果表明，无论单独加入(zU1)还是(zU2)，其系数均不显著，说明单一维度的数字化水平不能对银行系统性风险产生明显影响，揭示了数字化单独作用时很难带来风险缓释效

果。与现有文献中的相关结论仅仅通过提高内部数字化水平,并不会线性单调地降低银行系统性风险,在很长一段时间里还有可能增加银行系统性风险相比,解释变量单独作用时,系数不显著或者方向不稳定,与相关论文中的倒"U"型,阶段性效应的研究结论保持一致。根据上述分析得出以下结论。

(1)基于2009—2024年中国上市银行的数字化发展特征,系统检验了内外源数字化转型协同作用对银行系统性风险的影响。在基准回归中加入交互项之后,其系数为-0.221显著为负,且在对数化回归、缩尾处理、双向聚类稳健标准误、IV-2SLS、系统GMM等多类稳健性检验下都保持稳定,因此确认数字化协同能够有效降低银行系统性风险。这些都证明了假设H1的成立,即银行内部数字化转型与外部数字金融环境的协同作用能够显著降低银行系统性风险。

(2)在外部数字金融水平的异质性视角下开展边际效应分析,发现在这种情况下内部数字化的风险效应展现出一种"由正到负"的改善途径,具体发现为早期数字化的投入可能会带来短期摩擦成本和风险暴露,另外外部数字金融环境能够显著强化内部数字化能力的风险稳定作用,从而证明外部数字金融环境对内部数字化转型的正向调节作用,所以实证支持假设H2。

(3)通过wild-cluster bootstrap路径检验发现在不同扰动路径和不同水平的协同项取值下,虽然交互项zU1×zU2在5%显著性水平下对应的非拒绝域为[-0.368,-0.042],区间完全为负且不包含0,表明协同效应在统计意义上稳健存在。但是整体稳定在0.05左右,没有出现显著性上突然消失或者跳变的结构性断点,说明协同效应在全样本范围内持续存在但是强度可变化,不表现出传统意义上的显著门槛结构。结合上述结果分析可以得出内外源数字化转型的协同效应在不同发展阶段的作用强度存在明显差异,但其总体方向都表现为降低系统性风险,所以假设H3得到证明。

5.2 建议

(1)实证结果表明,银行内部数字化转型与外部数字金融环境之间存在显著的协同降低风险效应,这意味着单纯依靠银行自身推进数字化改造,并不足以充分释放数字化对系统性风险的缓释作用。因此需要推动商业银行内部数字化建设,一方面通过深化大数据、云计算、人工智能等技术在信贷管理、风险预警、运营调度等环节的嵌入式应用,提高业务流程自动化和智能化水平;另一方面,监管部门和地方政府应该同时推进区域数字金融基础设施建设,健全数据共享、数字支付网络和金融科技服务平台,为银行内部数字化能力的有效发挥提供良好的外部支撑。

(2)实证结果进一步表明,外部数字金融环境对内外源数字化协同作用具有显著正向调节作用,即外部数字金融环境越完善,银行内部数字化转型越容易转化为有效的风险治理能力。因此,政策重点不仅在商业银行内部数字化建设层面,还应该同时提升外部数字金融发展水平。具体来说就是监管部门与政府应推进普惠金融数字基础设施建设,提升区域层面的数字治理能力,还应建立更加完善的金融科技监管体系,可以为商业银行的内部数字化升级营造稳定、透明的外部环境。同时需要健全金融科技监管体系,提升外部数字生态对风险传导的缓冲能力。针对数字金融发展相对薄弱、数字治理能力较弱的地区,应该给予更多的政策和资源支持,规避由于外部环境原因减弱银行数字化转型的降低风险效果。

(3)实证分析还表明,内外源数字化协同效应在不同阶段与不同风险情境下存在明显差异,这表明相关政策不能采取"一刀切"方式,而应该注重分类推进和精准施策。一方面,要支持内外源数字协同效应的发展,完善相关的数字化转型制度体系。另一方面,对于资产质量较弱、风险暴露较高、系统性风险水平较高的银行,应该优先加强数字化风控体系与外部数字资源的联动应用,突出提升风险识别和风险传导阻断能力;对于数字化基础较好、风险相对可控的银行,则可进一步推进数据治理优化和业务协同深化,来巩固数字化治理成效。最后商业银行还应该加大金融科技相关人才培养力度,为数字化协同效应的发展提供稳定的人才和制度支撑。

参考文献

[1] HU H, WEI T, WANG A. Does digital transformation enhance bank soundness? evidence from Chinese commercial banks[J]. Journal of Financial Stability, 2025, 76: 101374.

[2] 周颖刚,潘骏,刘岩. 商业银行数字化转型与系统脆弱性[J]. 计量经济学报, 2024, 4(5): 1284-1310.

[3] 林曦,王仁曾. 金融科技与银行脆弱性:基于外源性金融科技和内部数字化转型视角[J]. 江西财经大学学报, 2024(3): 23-36.

[4] 吴文洋,蒋海,唐绅峰. 数字化转型、网络关联性与银行

系统性风险[J]. 中国管理科学，2024，32(3)：9-19.
[5] ZHAO G Q，BI X H，ZHAI K，et al. Influence of digital transformation on banks' systemic risk in China[J]. Finance Research Letters，2024，63：105358.
[6] LAEVEN L，LEVINE R. Bank governance，regulation and risk taking[J]. Journal of Financial Economics，2009，93(2)：259-275.
[7] 梁洪，李树，王雨. 数字金融，货币政策与系统性金融风险：基于 TVP-VAR-SV 模型的实证研究[J]. 统计研究，2023，40(11)：68-79.
[8] 欧阳资生，熊家毅，马文博. 数字金融如何影响我国区域性金融风险：基于空间杜宾模型的分析[J]. 统计研究，2024，41(5)：24-35.
[9] YANG F，MASRON T A. Role of financial inclusion and digital transformation on bank credit risk[J]. Journal of International Financial Markets，Institutions & Money，2024，91：101934.
[10] 王乙番. 人力资本对银行金融科技发展的影响[J]. 科技和产业，2023，23(6)：145-155.
[11] 韩庆斌. 金融科技对银行业务的冲击影响：基于 VAR 模型的实证分析[J]. 科技和产业，2024，24(10)：154-160.
[12] 唐子健，李雯莹. 陕西省数字普惠金融对经济增长的影响研究[J]. 科技和产业，2024，24(8)：130-134.
[13] 牛丽娟，李一豪. 数字化转型是否降低了银行系统性风险？来自中国上市银行的经验证据[J]. 浙江金融，2025(6)：54-66.
[14] 王思遥. 商业银行数字化转型如何影响系统性风险：基于系统重要性风险与系统脆弱性风险维度[J]. 金融与经济，2025(4)：16-27.
[15] MA J. The Impact of financial technology on systemic risk in banking：an empirical analysis based on text mining[C]//Proceedings of the 3rd International Conference on Public Management，Digital Economy and Internet Technology，ICPDI 2024. Jinan：Academic Exchange Information Centre，2024：129-140.
[16] 刘欣琳. 数字普惠金融发展对银行系统性风险的影响研究[D]. 兰州：兰州财经大学，2025.
[17] 张璐. 基于金融压力指数与 LSTM 模型的中国系统性金融风险动态预测研究[D]. 济南：山东财经大学，2025.
[18] 陈双，向易，邓芳. 系统性金融风险早期预警指数的构建及实证运用：基于 AUROC 评估和政策制定者损失函数[J]. 金融经济，2024(10)：18-30.
[19] 刘超，李钰颖. 重要性、脆弱性识别与系统性金融风险传染效应研究[J]. 当代财经，2025(6)：58-71.
[20] 苏靖雯. 金融科技对上市商业银行系统性风险的影响[D]. 保定：河北金融学院，2025.
[21] 王炳鑫. 基于 CoVaR 的我国金融业系统性风险研究[D]. 济南：山东财经大学，2021.
[22] TOBIAS A，BRUNNERMEIER M K. CoVaR[J]. The American Economic Review，2016，106(7)：1705.
[23] 谢绚丽，王诗卉. 中国商业银行数字化转型：测度、进程及影响[J]. 经济学(季刊)，2022，22(6)：1937-1956.
[24] 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.
[25] 谭姝颖，刘莉亚，吕之安，等. 银行流动性创造降低系统性风险的机制研究[J]. 管理世界，2025，41(9)：77-101.

Digital Collaboration and Systemic Risk in Banking：Based on Data of Listed Banks from 2009 to 2024

ZHAO Wenli[1]，YANG Chenzi[2]，YANG Shuguo[1]

(1. School of Mathematics and Physics，Qingdao University of Science and Technology，Qingdao 266061，China；
2. School of Economics，Qingdao University，Qingdao 266075，China)

Abstract：Panel data from 25 listed banks in China covering 2009 to 2024 are used. An analytical framework for the synergistic effects between banks' internal digital transformation and the external digital financial environment was constructed by integrating the bank digital transformation index with the Peking University Digital Inclusive Finance Index. The impact of their interaction on banks' systemic risk was examined. A significant synergistic effect between banks' internal digital transformation and the improvement of the external digital financial environment，by which systemic risk in banks is effectively mitigated，is revealed by the findings. It is indicated by heterogeneity analysis that this risk-mitigating effect is more pronounced in regions with higher levels of external digital financial development and among banks with weaker asset quality and higher systemic risk. It is shown by further analysis that variation in the strength of this synergistic effect exists across different stages，but overall，a risk-reducing characteristic is consistently exhibited by it. The need to enhance digital financial infrastructure，improve banks' digital transformation capabilities and risk resilience，and establish a robust collaborative regulatory mechanism to strengthen the stability of the financial system is suggested by the results.

Keywords：endogenous and exogenous digital transformation；systemic financial risk；synergistic effect；heterogeneity；marginal effect