

doi:10.19920/j.cnki.jmsc.2023.04.003

互联网消费信贷与传统消费信贷：互补还是替代？^①

宋科^{1,2,3}, 武沛璋¹, 李鸿翔¹, 杨雅鑫^{4*}

(1. 中国人民大学财政金融学院, 北京 100872; 2. 中国财政金融政策研究中心, 北京 100872;
3. 中国人民大学金融科技研究所, 北京 100872; 4. 中国人民大学统计学院, 北京 100872)

摘要:近年来,随着互联网消费信贷迅速发展,其与传统消费信贷之间存在互补还是替代关系引发关注.在此大背景下,本文基于包含获客成本、申请成本与违约风险识别效率在内的信贷市场均衡模型,从理论层面阐释了互联网消费信贷与商业银行消费信贷之间存在互补性,并从中国某头部金融科技平台随机抽取2017年1月至2019年7月连续31个月50万名互联网消费信贷产品用户的海量数据进行了实证检验.结果表明:互联网消费信贷与传统商业银行消费信贷的相关性由收入效应和竞争效应共同决定,且在全样本中收入效应显著大于竞争效应,整体上呈现正向关系.进一步地,本文在引入下沉市场程度后发现,随着消费市场逐步下沉,收入效应与竞争效应此消彼长,在下沉市场表现出一定的互补性,且随着下沉程度加深,这种互补性表现得更为显著.这表明互联网消费信贷服务能够触达传统商业银行信贷无法触及到的“增量”下沉市场,促进消费升级和普惠金融发展.此外,本文还发现金融科技平台的大数据风控授信与商业银行的授信效果在下沉群体中无显著差异,并未随着消费群体下沉而发生系统性偏离.为正确认识金融科技与传统金融之间关系,进一步推进普惠金融与消费升级提供了有益启示.

关键词:互联网消费信贷;传统商业银行消费信贷;消费下沉;互补性

中图分类号: F832.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-9807(2023)04-0041-21

0 引言

近年来,金融科技企业凭借电子商务平台和支付系统将消费信贷业务渗透至消费者的日常消费场景中,深刻改变了消费者的消费行为和融资行为^[1],也扩大了消费信贷的服务领域^[2],提高了消费信贷效率^[3].据《2019中国消费金融发展报告》统计,中国互联网消费金融的放贷规模已经达到7.8万亿.与商业银行相比,金融科技公司能够利用大数据等技术分析消费者在电子商务平台上的消费行为以及在支付系统中的财务信息,开展大数据征信与风险定价,识别消费者信用风

险,为其提供相应的消费信贷产品^[4].金融科技公司还可以充分利用平台的网络效应^[5],通过移动支付和电子商务等触达商业银行无法覆盖的长尾人群.日常消费场景渗透性、信贷产品多样性、信贷申请便利性等基于平台的信贷服务模式创新,使得金融科技公司为更多长尾人群提供信贷服务逐步常态化,进一步拓展了现有消费信贷规模与范围.

可以看到,金融科技公司的进入,形成了消费信贷市场新格局.在此大背景下,理解金融科技公司发展如何影响商业银行信贷业务,以及互联网消费信贷与传统商业银行消费信贷关系,对于减

① 收稿日期: 2021-05-05; 修订日期: 2021-12-15.

基金项目: 国家重点研发计划资助项目(2019YFB1404902); 教育部人文社科项目—基地重大项目(20231JY0070).

通讯作者: 杨雅鑫(1994—), 女, 山西运城人, 博士, 博士后. Email: elsie_yang0418@ruc.edu.cn

少信贷约束,促进数字普惠金融发展具有重要的理论价值和现实意义.目前,学术界关于互联网消费信贷与传统商业银行消费信贷的关系,尚未有一致性结论.国内对此问题的研究基本集中在互联网金融与传统金融关系层面,且多为理论分析,缺乏实证支撑^[6].国外部分研究认为二者存在互补性^[7,8],也有研究侧重于强调二者之间的替代性^[9-11].值得注意的是,目前互补性与替代性的研究并不是互斥的,许多持替代性观点的学者并不否认互补性的存在^[10],且认为基于替代性引发的竞争是有限的^[8,11].囿于数据可得性问题,目前主要的研究集中于区域层面,较少从个体层面进行分析.

有鉴于此,本研究从消费者信贷产品选择的供求视角出发,认为金融科技公司的进入会对二者关系产生收入效应和竞争效应,而两者最终关系的呈现将取决于收入效应与竞争效应相对强弱.从信贷需求来看,由于互联网消费信贷与传统银行信贷之间存在收入效应,两者在收入等因素驱动下表现出同向变动的正向关系.从信贷供给来看,互联网消费信贷与传统商业银行信贷之间存在一定程度的“竞争效应”,二者表现出此消彼长的负向关系.其中,无论是基于替代性还是互补性,互联网消费信贷与传统商业银行消费信贷都表现出负向的竞争效应.

为了能够进一步分离两者之间可能存在的互补性,本文基于理论模型分析,从某代表性金融科技平台上随机抽取了 50 万名互联网消费信贷产品用户的海量数据,通过引入下沉市场程度变量,进一步研究了互联网消费信贷与传统商业银行消费信贷之间的关系.结果表明,互联网消费信贷与传统商业银行消费信贷的相关性由收入效应和竞争效应共同决定,且受到产品选择和技术溢出的影响在全样本中以收入效应为主.随着消费市场逐步下沉,收入效应与竞争效应此消彼长,在下沉市场表现出一定的互补性,且随着下沉程度的加深,这种互补性表现更加明显,表明互联网消费信贷服务能够触达商业银行信贷无法服务到的下沉市场,促进居民消费升级与普惠金融发展,一系列稳健性检验也表明本文的主要结论是稳健、可靠的.进一步分析发现,基于金融科技平台的大数据风控授信与传统银行授信效果具有一致性,且在

不同下沉群体中无显著差异,大数据风控效果并未随着消费群体下沉而发生系统性偏离.

本研究可能的边际贡献在于:1)理论分析方面,通过构建理论模型,发现金融科技平台可以通过降低信贷成本以及提高风险识别的准确率等方式来扩大消费信贷覆盖人群,缓解下沉市场人群的信贷约束,互联网消费信贷与传统商业银行消费信贷之间存在互补性.2)变量选择方面,与大量以 P2P 为样本的研究不同,本研究从中国某代表性金融科技平台随机抽取了 50 万名活跃用户的微观数据,从个人选择角度分析了互联网消费信贷与传统商业银行消费信贷之间关系,所得结论具有较强的说服力和可信度.3)实证分析方面,本研究基于消费者信贷产品选择视角,发现互联网消费信贷与银行消费信贷之间关系以收入效应为主,竞争效应小于收入效应.进一步地,在引入下沉市场程度变量后,发现随着消费市场逐渐下沉,其竞争效应迅速增强,而这种增强与互补性有关,表明金融科技与传统金融的互补性在重度下沉市场中表现得更为显著.

1 文献综述与研究假设

近年来,互联网消费信贷兴起,不可避免地对商业银行相关业务产生冲击,形成消费信贷市场竞争新格局,引发了大家对互联网消费信贷与传统商业银行消费信贷关系的广泛关注.一种观点强调两者的替代性,认为随着金融科技发展,互联网消费信贷业务会对商业银行信贷服务形成替代,向银行业的垄断地位发起挑战^[12-16]. Tang^[10]发现互联网平台凭借其技术优势,能够降低消费者信贷申请成本,吸引客户从银行信贷转向互联网消费信贷.当商业银行面临负面供给冲击时,互联网信贷市场规模扩大,部分低质量贷款者从银行转向互联网借贷,使得互联网金融与传统金融之间呈现替代性. Roure 等^[9]发现当商业银行面临较强监管时,其信贷市场份额会减少,互联网信贷市场份额会相应增加.战明华等^[17]认为互联网金融会通过降低金融市场摩擦的方式来减少银行信贷业务市场份额,弱化货币政策的银行信贷传导渠道.另一种观点强调两者的互补性.首先,互

联网信贷会从传统银行信贷市场获得一定市场份额,但不会完全替代银行贷款^[11],且在大多数关键职能中并不会取代商业银行^[8].宋科等^[18]认为县域金融可得性越低越有利于数字普惠金融发展.其次,互联网消费信贷成本下降^[1],也降低了消费信贷准入门槛^[19],增加消费信贷可触达性,扩大了整个消费信贷市场规模,银行也可以通过与金融科技公司合作,获得互联网消费信贷的先进技术,从而互联网金融对传统金融起到“拾遗补缺”作用^[6].金融科技平台和传统银行也可以在金融服务方面发挥互补作用,实现共同发展^[20-22].一方面,以金融科技公司为代表的互联网消费信贷凭借智能手机普及以及电商平台优势^[11],降低了互联网信贷成本.电子商务平台、消息传递应用程序、搜索引擎等产生的网络效应,以及大数据、人工智能、云计算等关键科技为金融赋能,会在很大程度上提升金融市场效率^[23],降低消费信贷成本.金融科技公司可以利用其网络平台并通过机器学习来处理和使用自身生成的海量数据,进而能够以几乎零边际成本向中小借款人提供信贷供给和其他服务,这一过程通常无需人工干预即可自动完成^[5].Agarwal与Hauswald^[19]认为互联网信贷申请门槛较低,申请流程简单,能让更多在传统银行渠道难以申请贷款的个人客户获得信贷服务.Morse^[7]发现金融科技公司在收集中小借款人的“软信息”和分析信用水平时更具优势,从而降低了征信成本.Fuster等^[1]发现金融科技公司处理贷款申请比其他金融机构大约快20%,且不会提高违约率,这降低了信贷时间成本,从而增加了短期贷款供应弹性.另一方面,互联网消费信贷提高了风险识别准确率,增加了信贷市场贷款效率^[1].Hughes等^[3]比较了商业银行消费信贷与LendingClub无抵押个人消费贷款的效率,发现LendingClub的无抵押消费贷款风险和效率类似于大银行消费贷款,即金融科技公司的消费信贷效率高于大多数中小银行.这种高效率可能与使用更先进技术,更复杂算法和更多可替代数据来源有关.Bartlett等^[24]发现金融科技公司可以减轻抵押贷款市场歧视,为收入较低的人群提供更公平信贷定价.Buchak等^[25]认为金融科技公司提供了更高质量信贷产品,弥补了银行信

贷不足.

基于消费信贷供给视角,提出以下研究假设:

假设1a 由于互联网消费信贷与传统商业银行信贷之间存在一定程度的竞争效应,无论是基于替代性还是互补性,两者表现出此消彼长的负向关系.

在消费信贷市场新格局下,无论是互联网消费信贷,还是传统商业银行消费信贷都属于信贷产品,消费者选择申请信贷的前提是有明确的信贷需求,而两者有着共同的影响因素.现有文献主要从宏观两个层面分析信贷需求因素.从微观层面来看,消费者收入和资产状况是消费信贷规模的影响因素.王定祥等^[26]发现家庭耕地面积、年人均收入水平、固定资产价值、农业生产支出占比、教育支出占比对贫困型农户信贷需求具有显著影响.黄祖辉等^[27]发现居民贷款需求与婚丧嫁娶、盖房建房、治病和上学等消费支出呈正相关关系.徐璋勇和杨贺^[28]发现无论是正规金融机构、还是非正规金融机构都倾向于向具有良好社会资本的农户提供信贷.此外,是否参加经济合作组织对农户信贷需求及融资渠道有显著影响^[29].沈炳熙与吴显亭^[30]认为个人消费信贷需求受到其收入、流动性约束以及个人消费习惯和消费倾向等因素影响,其中最重要的因素是个人可支配收入.Claessens等^[31]认为金融科技公司提供的信贷与人均GDP呈非线性关系.从宏观层面来看,利率等宏观经济政策变量对消费信贷需求也有重要影响.Jacobsen与Naug^[32]发现贷款利率上升会导致家庭消费信贷量下降,尤其是对于偏低收入水平的家庭而言.傅秋子与黄益平^[33]认为数字金融整体水平提升增加了农村消费性正规信贷需求.

不难看出,在消费信贷新格局下,消费者进行信贷产品选择时,以收入为代表的宏观因素共同影响消费信贷需求,是消费者选择消费信贷产品的主要影响因素,称之为消费信贷的收入效应.

基于消费信贷需求视角,提出以下研究假设:

假设1b 由于互联网消费信贷与传统银行信贷之间存在收入效应,两者在收入等宏观因素共同驱动下表现出同向变动的正向关系.

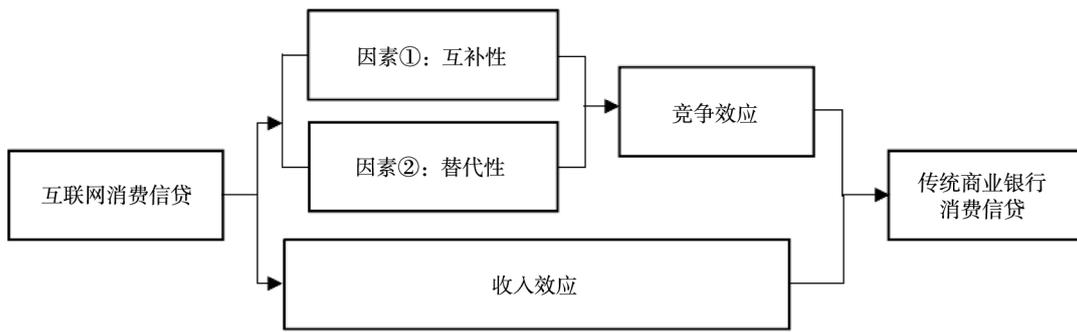


图 1 互联网消费信贷与传统商业银行消费信贷的关联机制

Fig. 1 The correlation mechanism between Internet consumer credit and traditional commercial bank consumer credit

2 理论分析

基于上述分析,金融科技平台与传统商业银行提供的消费信贷存在以下不同:金融科技平台借助智能手机普及以及电商平台优势,降低了信贷获客成本,而且互联网消费信贷申请流程简单,信贷审批时间较短,降低了消费者的申请成本.同时,凭借人工智能、大数据等技术优势,金融科技平台识别消费者风险的精确度较高,使得贷款定价更有效率. Livshits 等^[34] 构建了不完美信贷市场均衡模型,用于考察技术进步对信贷市场带来的影响,核心变量包括银行获客成本以及对贷款人还款概率的识别精确度.基于此,本文结合当前消费信贷定价模型,引入贷款者申请成本,对互联网消费信贷与传统商业银行消费信贷之间关系进行深入分析,进一步分离可能存在的互补性问题.

2.1 消费信贷市场主体

1) 消费者. 假设消费者第 1 期收入为确定性收入 y_l , 第二期收入为随机收入 $y_2 \in \{y_l, y_h\}$, y_l 表示低收入, y_h 表示高收入, 当消费者第二期收入为 y_h 时才会还款, 这一概率为 ρ . 消费信贷供给商(商业银行或金融科技平台)根据征信机制判断其还款概率为 σ , ρ 与 σ 相互独立, 都服从 $[0, 1]$ 均匀分布, 并且 $\rho = \sigma$ 的概率为 α , 一旦消费者发生违约, 则需付出 γy_2 的代价, 但信贷供给商无法得到这部分补偿. 此外, 由于消费者在向信贷供给商申请消费信贷时存在一定的成本, 因此本文在原模型基础上加入申请成本 c , 并假定该成本不随借款额度发生变化.

2) 消费信贷供给商. 消费信贷供给商提供的

信贷合同为 (L, q, σ) , L 是消费者第二期还款额度, q 为贷款合同价格, qL 为消费者在第一期申请到的贷款额度, σ 是该贷款合同服务的消费人群中风险最大消费者的还款概率. 假设消费信贷供给商的融资成本为 \bar{r} , 则无风险利率为 $\bar{q} = \frac{1}{1 + \bar{r}}$. 由于消费者第二期收入为 y_l 时会违约, 意味着 $L \geq \gamma y_l$; 为保证消费者第二期收入为 y_h 时不会违约, 必须满足 $L \leq \gamma y_h$ 的条件; 对消费者来说, 均衡状态下如果能以价格 q 借到资金, 为实现个人效用最大化, 会尽可能多的借款, 因此假定所有消费信贷合同的 $L = \gamma y_h$. 同时, 假设信贷供给商在每一类合同设计完成后向目标市场推广营销时, 都存在一定的获客成本 χ .

2.2 消费信贷市场均衡

首先假设商业银行与金融科技平台是无差异消费信贷供给商, 根据 Livshits 等^[34], 消费信贷市场是完全竞争的, 均衡状态下, 存在一系列消费信贷合同 $K^* = \{(\gamma y_h, q_n, \sigma_n)_{n=1, \dots, N}\}$ 用于服务还款概率为 $[\sigma_n, 1]$ 的消费者, 并且每个信贷供给商的净利润都为 0.

1) 信息完全 ($\alpha = 1$) 的消费信贷市场

① 信贷合同的目标客户. 由于获客成本 χ 存在, 第 n 种合同 $(\gamma y_h, q_n, \sigma_n)$ 必须服务还款概率为 $[\sigma_n, \sigma_{n-1})$ 的人群, 以保证在均衡状态下, 信贷供给商从每一种合同上获得的净利润为 0, 即

$$\chi = \int_{\sigma_n}^{\sigma_{n-1}} (\bar{q}\rho\gamma y_h - q_n\gamma y_h) d\rho \quad (1)$$

此外, 在均衡状态下, 信贷供给商从第 n 种贷款合同服务的风险最大的借款人处获得的均衡利润为 0, 即

$$\bar{q} \sigma_n \gamma y_h - q_n \gamma y_h = 0 \quad (2)$$

由式(1)和式(2)可以得出

$$\sigma_{n-1} - \sigma_n = \sqrt{\frac{2\chi}{\gamma y_h \bar{q}}} \quad (3)$$

即每一种合同服务的目标客户中还款概率最大相

差 $\sqrt{\frac{2\chi}{\gamma y_h \bar{q}}}$, 假设 $\sigma_0 = 1$, 则 $\sigma_n = 1 - n \sqrt{\frac{2\chi}{\gamma y_h \bar{q}}}$,

$$q_n = \bar{q} - \bar{q}n \sqrt{\frac{2\chi}{\gamma y_h \bar{q}}}.$$

②信贷市场规模. 在相对极端情况下, 信贷供给商会给每一位信贷需求者提供合适的贷款, 但是对全球范围内任何一个禁止高利贷的国家来说, 都会规定消费信贷市场上的最高贷款利率, 即最低贷款价格 q_N . 对消费者而言, 申请边界消费信贷合同 N 并通过后的效用为

$$V_A(q_N, \gamma y_h) = q_N \gamma y_h + \beta[\rho(y_h - \gamma y_h) + (1 - \rho)(1 - \gamma)y_l] - c \quad (4)$$

消费者不申请消费信贷的效用为

$$V_{NA} = \beta[\rho y_h + (1 - \rho)y_l] \quad (5)$$

当 $V_A \geq V_{NA}$ 时, 消费者才会向银行申请消费信贷, 进而得到 $q_N \geq \frac{\beta[\rho \gamma y_h + (1 - \rho)\gamma y_l] + c}{\gamma y_h}$. 只有

$$q_N \geq \frac{\beta[\sigma_{N-1} \gamma y_h + (1 - \sigma_{N-1})\gamma y_l] + c}{\gamma y_h}$$

时, 边界合同 N 的全部目标客户才会申请消费信贷, 此时得到

$$N \leq \frac{(\bar{q} - \beta)y_h - \beta \sqrt{\frac{2\chi}{\gamma y_h \bar{q}}}(y_h - y_l) - \frac{c}{\gamma}}{[\bar{q}y_h - \beta(y_h - y_l)] \sqrt{\frac{2\chi}{\gamma y_h \bar{q}}}}.$$

当 $(\bar{q} - \beta)y_h - \frac{c}{\gamma} > \bar{q}y_h \sqrt{\frac{2\chi}{\gamma y_h \bar{q}}}$ 时, 消费信贷

市场上的合同种类 N 大于等于 1, 此时边界合同 N 面临的目标客户群的违约率范围为

$$\left[\frac{(\bar{q} - \beta)y_h - \bar{q}y_h \sqrt{\frac{2\chi}{\gamma y_h \bar{q}}} - \frac{c}{\gamma}}{[\bar{q}y_h - \beta(y_h - y_l)]}, \frac{(\bar{q} - \beta)y_h - \beta \sqrt{\frac{2\chi}{\gamma y_h \bar{q}}}(y_h - y_l) - \frac{c}{\gamma}}{[\bar{q}y_h - \beta(y_h - y_l)]} \right]$$

2) 信息不完全 ($0 < \alpha < 1$) 的消费信贷市场
在信息不完全消费信贷市场中, 假设存在真实还款概率为 $\hat{\rho}_n$ 的消费者, 其选择申请或不申请信贷合同 $n = (\gamma y_h, q_n, \sigma_n)$ 的效用一致, 则 $\hat{\rho}_n \geq$

σ_{n-1} . 如果贷款供给商以 α 的概率准确识别出消费者还款概率, 即 $\rho = \sigma$ 时, 消费者会接受合同 n ; 但信贷供给商仍有 $1 - \alpha$ 的可能性无法准确识别消费者还款概率, 如果消费者真实还款概率为 $\rho \geq \hat{\rho}_n$, 则不会接受贷款合同 n , 低风险借款人被挤出消费信贷市场; 如果消费者真实还款概率为 $\rho < \hat{\rho}_n$, 则会接受合同 n 并以价格 q_n 来借款. 因此, 消费者接受贷款合同 n 的概率为 $\alpha + (1 - \alpha)\hat{\rho}_n$.

假设信贷合同 n 的目标客户群为 $[\underline{\sigma}, \underline{\sigma} + \theta)$, 在均衡状态下, $E\pi(\underline{\sigma}) = 0$, 并且 $\int_0^\theta E\pi(\underline{\sigma} + \delta) d\delta = \chi$, 则信贷供给商从 $\sigma = \underline{\sigma} + \delta$ 的消费者身上获得的期望收益为

$$\begin{aligned} E\pi(\underline{\sigma} + \delta) &= [\alpha + (1 - \alpha)\hat{\rho}_n] E\pi(\underline{\sigma} + \delta | \rho < \hat{\rho}_n) \\ &= [\alpha + (1 - \alpha)\hat{\rho}_n] \times [\bar{q}E(\rho | \sigma = \underline{\sigma} + \delta, \rho < \hat{\rho}_n)\gamma y_h - q_n \gamma y_h] \\ &= [\alpha + (1 - \alpha)\hat{\rho}_n] \left[\bar{q} \frac{\alpha \delta}{\alpha + (1 - \alpha)\hat{\rho}_n} \gamma y_h + \bar{q}E(\rho | \sigma = \underline{\sigma}, \rho < \hat{\rho}_n)\gamma y_h - q_n \gamma y_h \right] \\ &= [\alpha + (1 - \alpha)\hat{\rho}_n] \left[\bar{q} \frac{\alpha \delta}{\alpha + (1 - \alpha)\hat{\rho}_n} \gamma y_h + \bar{q}E\pi(\underline{\sigma}) \right] = \alpha \delta \gamma y_h \bar{q} \quad (6) \end{aligned}$$

则 $\int_0^\theta E\pi(\underline{\sigma} + \delta) d\delta = \int_0^\theta \alpha \delta \gamma y_h \bar{q} d\delta = \chi$, 得到 $\theta = \sqrt{\frac{2\chi}{\alpha \gamma y_h \bar{q}}}$, 意味着每一种合同服务的目标客户中还款

概率最大相差 $\sqrt{\frac{2\chi}{\alpha \gamma y_h \bar{q}}}$.

实践当中, 一方面金融科技平台凭借智能手机普及以及电商平台优势降低了信贷成本, 另一方面依赖大数据与人工智能应用提高了识别风险准确性, 提高了贷款效率. 这些都会对消费信贷市场规模以及金融科技平台和传统商业银行在消费信贷市场中的份额带来极大影响. Navaretti 等^[8]以及 Thakor^[11]都认为金融科技平台比传统商业银行更具竞争优势, 并且还会提供更多高风险贷款, 以此扩大信贷服务用户群.

2.3 模型结论与假设提出

根据以上模型分析,进一步探讨金融科技平台对商业银行贷款市场的具体影响机制.

在 $0 < \alpha < 1$ 情况下,一方面,金融科技平台获客成本 χ 下降以及风险识别准确率 α 提高,都会减少每一种合同服务的目标客户还款概率最大差值 $\sqrt{\frac{2\chi}{\alpha\gamma y_h \bar{q}}}$,这意味着金融科技平台信贷投放更精准,每一份信贷合同的价格 q_n 会上升;另一方面,从式(4)可知,消费者在金融科技平台中申请信贷成本 c 下降,会导致消费者在效用不变的情况,能使其愿意申请信贷的合同价格上升.上述两种情况都会导致信贷市场均衡状态下每一份贷款合同价格上升,并由此推导出互联网消费信贷与传统商业银行消费信贷之间关系.

第一,面对相同客户群时,金融科技平台提供的消费信贷合同平均价格(贷款利率)高于(低于)商业银行信贷合同,此时商业银行提供的每一种信贷合同的部分目标客户都会转向申请金融科技平台提供的消费信贷;而且一些未被商业银行识别出的低风险人群,将因金融科技平台风险识别效率提高而被纳入到信贷服务范围当中.这意味着商业银行设计的每一份信贷合同的盈利都将低于其获客成本 χ ,从而被迫退出消费信贷市场,市场上所有消费信贷都将由金融科技平台提供.这体现了金融科技平台与传统商业银行之间的替代性.

第二,根据模型分析,在 $\alpha = 1$ 的情况下,消费信贷市场均衡时边界合同 N 所服务的客户的违约率范围为

$$\left[\frac{(\bar{q}-\beta)y_h - \bar{q}y_h \sqrt{\frac{2\chi}{\gamma y_h \bar{q}} - \frac{c}{\gamma}}}{[\bar{q}y_h - \beta(y_h - y_l)]}, \frac{(\bar{q}-\beta)y_h - \beta \sqrt{\frac{2\chi}{\gamma y_h \bar{q}}}(y_h - y_l) - \frac{c}{\gamma}}{[\bar{q}y_h - \beta(y_h - y_l)]} \right]$$

从而可知金融科技平台获客成本和消费者信贷申请成本下降都将会增加信贷市场服务范围,因为更多高风险客户被纳入进来.同样,如果 $0 < \alpha < 1$,金融科技平台风险识别效率提高,会使信贷市场均衡时每一份贷款合同的均衡价格上升,原来边界合同所服务到的人群的信贷合同价格将高于 q_N ,则金融科技平台信贷服务范围将会触及之前被排除在信贷服务之外的高风险客户.这体现了

金融科技平台与商业银行的互补性.

由此可见,在面对相同客户群体时,互联网消费信贷与传统商业银行消费信贷表现出一定的替代性,而两者互补性主要基于不同客群的消费信贷供给,也就是说互联网消费信贷与传统银行信贷在客户群体层面具有显著的互补性.互联网信贷为企业和消费者提供了另一种资金来源^[31].传统银行信贷主要面向大企业或是收入较高的人群,而金融科技公司的客户主要是下沉市场中收入较低、规模庞大、有信贷需求的长尾人群.这部分群体也更愿意申请和使用金融科技提供的互联网消费信贷产品^[3, 35].此外,在消费市场从一线城市、二线城市向三线及以下城市和广大农村地区下沉过程中,传统金融服务供给明显不足,尤其是在银行集中度较高和人均银行分支机构较少的地区^[6].金融科技提供的互联网消费信贷产品满足了这些地区居民的信贷需求,扩大了用户规模,拓展了金融服务范围和领域^[36],有效缓解了经济不发达地区的信贷约束^[37].随着消费市场下沉程度加深,互联网信贷发展能够改善金融供给地区不平衡局面,提高整体金融体系效率,表现出与传统消费信贷之间的互补性^[3].

基于此,提出以下研究假设:

假设 2 随着消费信贷市场下沉程度提升,金融科技平台由于获客成本较低、消费者申请成本较低以及风险识别准确率较高等,在下沉市场中表现出比传统商业银行更强的竞争优势,互联网消费信贷因此与传统商业银行消费信贷呈现出一定的互补性.

3 研究设计

首先对主要变量选取、样本选择和数据来源进行说明.其次,为从消费下沉角度全面分析互联网消费信贷与银行消费信贷的关系,定义了不同程度的下沉市场.最后,介绍了本文实证模型.

3.1 变量说明

1) 互联网消费信贷.将某代表性金融科技平台互联网消费信贷产品的使用金额、使用笔数作为互联网消费信贷的代理变量,使用天数用于稳

健性检验。使用金额从规模角度反映了互联网消费信贷需求,使用笔数、使用天数则从频率角度反映了相关需求。在进一步分析中,用互联网消费信贷产品授信额度作为被解释变量,进一步分析金融科技平台的大数据风控授信效果。本文对上述变量均进行了对数化处理。

2) 银行消费信贷。根据 Telyukova 与 Wright^[38]、Keys 与 Wang^[39]、廖理等^[40],本研究以个人在金融科技平台上绑定的信用卡作为银行短期消费信贷的代理变量,具体包括绑定信用卡等级、数量以及是否绑定信用卡。这些变量可以说明用户的消费资质及其背后的资产状况,是商业银行消费信贷的合理测度。其中,绑定信用卡等级是指用户在某互联网消费平台上绑定信用卡的最高等级,具体划分为未绑定、普卡、较高等级卡和最高等级卡等4类。对于绑定信用卡数量,将其划分为0、1、2、3这4类,分别代表绑定0张、1张、2张和3张及以上信用卡。是否绑定信用卡变量为虚拟变量,0为用户没有绑定信用卡,1为绑定信用卡。

3) 消费下沉程度。消费下沉是近年来电商平台拓展消费市场,激发流量潜力的新趋势,主要指消费市场或品牌向消费能力较低的目标人群拓展,即从一线城市、二线城市向三线及以下城市扩展,由城市向乡村渗透的过程。三线及以下城市、广大的乡镇农村地区均可以视为消费下沉市场,需要借助移动互联网等技术进一步激发其消费潜力^[41]。消费市场下沉意味着传统上被忽视的三线及以下城市和农村地区的消费能力得到重视,这与我国经济迅速发展,居民收入不断增加密切相关。消费市场下沉还被视为我国扩大内需,促进消费升级的重要渠道之一。

尽管消费下沉概念提出已久,但目前对于消费下沉的相关研究比较少,尚无明确定义。为此,基于数据可得性,提炼了不同下沉市场在区域、城市等级、城乡等方面的特征,将下沉市场划分为轻

度下沉市场、中度下沉市场和重度下沉市场等三类。划分方法如表1所示,符合区域、城市等级、城乡三个条件中一个条件的消费市场为轻度下沉市场,两个条件的为中度下沉市场,全部三个条件的为重度下沉市场。区域包括东部、中部、西部三个地区,城市等级则将依据该金融科技平台的划分方法,将城市划分为一线、二线、三线及以下,城乡即涉农变量依据用户是否为农村居民进行了划分。考虑到变量选择中可能出现的人群错配问题,最终确定“区域-城市等级-城乡”的路径进行研究,其中,轻度下沉市场指西部地区市场,中度下沉市场指西部三线及以下地区市场,重度下沉市场指西部三线及以下农村地区市场。对于其他路径的下沉市场变量界定,如“城市等级-区域-城乡”等,用于稳健性检验。

为进一步分析互联网消费信贷与银行消费信贷之间关系的动态变化趋势,本研究构建并重点观察银行消费信贷与消费下沉虚拟变量的交叉项,分别使用 $Rank_Credit \times Dummy_j$, $Num_Credit \times Dummy_j$, $Flag_Credit \times Dummy_j$ 表示,其中 $j = 1, 2, 3$, $Dummy_1$, $Dummy_2$, $Dummy_3$ 分别代表轻度下沉市场、中度下沉市场、重度下沉市场的虚拟变量。交叉项刻画了随着消费下沉程度的加深,互联网消费信贷与银行消费信贷之间关系的变化趋势。

4) 控制变量。由于用户行为会受到个体特征影响,基于数据可得性并根据 Stango 和 Zinman^[42]、Li 等^[43]、廖理等^[40]以及邱晗等^[4]研究,本文控制了个人年龄和收入变量。其中,用户收入用最近一年其在金融科技平台上的“现金流入等级”表示。“现金流入等级”是平台采用分位数方法将用户近一年在平台上的资金流入情况分为三类,该指标可以较好地刻画用户的收入情况,因为通常情况下,用户的收入越高,其现金流入的水平也越高。研究使用的主要变量及具体说明详见表2。

表1 消费下沉程度界定

Table 1 The definition of consumption sinking market

轻度下沉市场	西部地区	三线及以下地区	农村地区
中度下沉市场	西部三线及以下地区	三线及以下的农村	西部的农村
重度下沉市场	西部三线及以下的农村地区		

表 2 主要变量说明

Table 2 Description of main variables

变量符号	变量名	取值说明
<i>Use_Al_ipay</i>	使用金额	用户当月的互联网消费信贷使用金额(对数化)
<i>Freq_Al_ipay</i>	使用笔数	用户当月的互联网消费信贷使用笔数(对数化)
<i>Days_Al_ipay</i>	使用天数	用户当月的互联网消费信贷使用天数
<i>Limit_Al_ipay</i>	授信额度	用户当月的互联网消费信贷授信额度(对数化)
<i>Rank_Credit</i>	信用卡等级	用户绑定信用卡的等级:0 未绑定,1 普卡,2 较高等级卡,3 最高等级卡
<i>Num_Credit</i>	信用卡数量	用户绑定信用卡的数量:0,1,2,3(3 张及以上)
<i>Flag_Credit</i>	绑定信用卡	用户是否绑定信用卡:0 未绑定,1 绑定
<i>Region</i>	区域	用户所在区域:1 东部,2 中部,3 西部
<i>City</i>	城市等级	用户所在城市等级:1 一线,2 二线,3 三线及以下
<i>Rural</i>	城乡	用户是否为农村居民:0 非农,1 农村
<i>Age</i>	年龄	用户年龄段:0 为 18 岁~20 岁,1 为 21 岁~35 岁,2 为 36 岁~45 岁,3 为 46 岁~58 岁,4 为 59 岁及以上
<i>Flow</i>	现金流入等级	用户最近一年现金流入等级:1 低,2 中,3 高

3.2 样本选择

采用随机抽样法从某代表性金融科技平台上抽取了 50 万名互联网消费信贷产品用户,样本区间为

2017 年 1 月至 2019 年 7 月连续 31 个月. 经过数据清洗并去除缺失关键变量的样本后,最终使用了 48 万多名用户连续 31 个月的数据. 描述性统计详见表 3.

表 3 主要变量描述性统计^②

Table 3 Descriptive statistics of main variables

变量符号	变量名	样本数	均值	标准差	最小值	最大值
<i>Limit_Al_ipay</i>	授信额度	8 205 454				
<i>Use_Al_ipay</i>	使用金额	8 205 454				
<i>Freq_Al_ipay</i>	使用笔数	8 205 454				
<i>Days_Al_ipay</i>	使用天数	8 205 454			0	31
<i>Rank_Credit</i>	信用卡等级	8 205 454	0.345	0.669	0	3
<i>Num_Credit</i>	信用卡数量	8 205 454	0.456	0.898	0	3
<i>Flag_Credit</i>	绑定信用卡	8 205 454			0	1
<i>Age</i>	年龄	8 205 454			0	4
<i>Flow</i>	现金流入等级	8 205 454	2.166	0.798	1	3
<i>Region</i>	区域	8 205 454	1.726	0.811	1	3
<i>City</i>	城市等级	8 205 454	2.517	0.703	1	3
<i>Rural</i>	涉农	8 205 454	0.390	0.488	0	1

3.3 模型设定

本文采用固定效应模型来研究互联网消费信贷与传统商业银行消费信贷的关系. 具体模型设

定如下

$$y_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 x_{it} + \gamma z_{it} + \delta_t + \mu_i + \varepsilon_{it} \quad (7)$$

其中被解释变量 y_{it} 表示第 i 个用户在第 t 期的互

^②根据相关法律法规,部分业务数据信息无法公开.

互联网消费信贷,分别以其使用金额、使用笔数及使用天数为代理变量.核心解释变量 x_{it} 表示第 i 个用户在第 t 期的传统银行消费信贷,分别以用户在某互联网消费平台上绑定信用卡的等级、数量以及是否绑定信用卡作为代理变量.控制变量 z_{it} 包括用户收入及用户年龄. δ_t 表示时间效应, μ_i 表示个体效应, ε_{it} 为残差项.为检验银行消费信贷与互联网消费信贷的关系,把注意力放在总效应 α_1 的符号方向以及显著性水平上.

在基准模型基础上,为进一步分析互补性与替代性问题,并研究不同消费市场中下沉人群对二者的选择差异,根据区域和人群特征把消费下沉市场涉及的人群分为轻度下沉人群、中度下沉人群和重度下沉人群等三类.通过引入下沉市场程度与核心解释变量的交叉项来分析在不同程度下沉人群中,互联网消费信贷与传统商业银行消费信贷的关系.具体模型构建如下

$$y_{it} = \beta_0 + \beta_1 x_{it} + \beta_2 x_{it} \times Dummy_j + \gamma z_{it} + \delta_t + \mu_i + \varepsilon_{it}, j = 1, 2, 3 \quad (8)$$

其中被解释变量 y_{it} 和核心解释变量 x_{it} 与式(7)相同. $Dummy_1$ 表示轻度下沉人群, $Dummy_2$ 表示中度下沉人群, $Dummy_3$ 表示重度下沉人群. z_{it} 为控制变量, δ_t 表示时间效应, μ_i 表示个体效应, ε_{it} 为残差项.

4 实证结果与分析

4.1 基准模型

基于式(7),银行消费信贷对互联网消费信贷的基准回归结果如表4所示.列(1)~列(3)分别汇报了信用卡等级、信用卡数量和是否绑定信用卡对互联网消费信贷使用金额的影响.从列(1)和列(2)可以看出,在控制了年龄、现金流入等级等变量及时间固定效应和个体固定效应后,用户绑定信用卡的等级、数量均在1%水平上对使用金额有正向显著影响,其系数分别为0.285和0.295.这说明在其他条件不变的情况下,信用卡每增加1个等级或多绑定1张,互联网消费信贷使用金额会增加28.5%或29.5%.从列(3)可以看出,用户绑定信用卡在1%水平上对互联网

消费信贷使用金额有正向显著影响,系数为0.317,表明在其他条件不变的情况下,绑定信用卡用户的互联网消费信贷使用金额比没有绑定的多31.7%,上述分析表明互联网消费信贷与传统商业银行消费信贷之间的总效应为正,两者之间的收入效应要大于竞争效应.假设1b表现出比假设1a更强的影响.也就是说,在当前消费信贷市场中,互联网消费信贷与传统商业银行消费信贷受收入效应影响更为显著,表现为同向变动的趋势.可能原因在于,选取的样本用户均为从2017年1月开始已在该平台上绑定银行卡的用户,彼时大多数持卡人为资质较好、收入较高的消费群体,其面临的信贷约束较低,不仅在商业银行那里信贷可获得性较高,在互联网消费信贷市场上的信贷可获得性同样也比较高.另一种可能性为消费信贷的使用由银行转向互联网平台,并不会影响银行对消费者资质的判断,特别是信用卡等级,因此二者表现为同向变动.此外,尽管互联网消费信贷发展迅猛,但是从整体规模和渗透度上依然无法与银行消费信贷市场形成有效竞争,覆盖人群以大中型城市为主,消费市场仍有下沉潜力,尚无法从根本上改变当前消费信贷市场的基本格局.

表4列(4)~列(6)分别汇报了信用卡等级、信用卡数量和是否绑定信用卡对互联网消费信贷使用笔数的影响.在其他条件不变的情况下,核心自变量的系数均显著为正,与列(1)~列(3)的结果保持一致.

为了解决模型可能存在的遗漏变量问题,在回归结果中控制了收入、年龄等变量,其中收入以用户在该金融科技平台的“现金流入等级”指标代理,以保证银行消费信贷变量的外生性.从表4控制变量的符号及显著性水平来看,现金流入等级的系数均在1%水平显著,作为用户收入的代理变量,现金流入等级与用户互联网消费信贷的使用情况存在正向关系,表明收入越高的用户在金融科技平台上的信贷可得性越高,符合预期.从年龄来看,随着用户年龄增长,使用金额出现下降趋势,但使用笔数没有显著变化.这在一定程度上表明,互联网消费信贷在各年龄段得到普及,年龄较大用户对互联网消费信贷的接受程度与年龄较

小用户相当;但是对于互联网消费信贷的使用深度,不同年龄段有着显著差异,即年轻人更偏好使用互联网消费信贷购买金额较大的商品或服务,

如购买手机、电脑、旅游等,因此使用金额较高,而年龄较大用户则更多地用于日常生活消费,使用金额相对较少.

表 4 基准回归结果

Table 4 Benchmark regression results

模型	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
被解释变量	使用金额			使用笔数		
信用卡等级	0.285 *** (20.42)			0.0847 *** (22.48)		
信用卡数量		0.295 *** (25.88)			0.0877 *** (28.45)	
绑定信用卡			0.317 *** (15.57)			0.0952 *** (17.26)
年龄	-0.0593 *** (-3.348)	-0.0537 *** (-3.033)	-0.0614 *** (-3.472)	0.0044 (0.909)	0.0060 (1.255)	0.0037 (0.775)
现金流入等级	0.743 *** (109.2)	0.740 *** (108.8)	0.744 *** (109.3)	0.199 *** (113.6)	0.198 *** (113.1)	0.199 *** (113.6)
截距项	1.145 *** (18.01)	1.152 *** (18.13)	1.149 *** (18.07)	-0.222 *** (-15.93)	-0.220 *** (-15.79)	-0.221 *** (-15.84)
时间固定效应	是	是	是	是	是	是
个体固定效应	是	是	是	是	是	是
观测值	8 205 454	8 205 454	8 205 454	8 205 454	8 205 454	8 205 454
R ²	0.107	0.107	0.107	0.188	0.188	0.188
用户数	485 864	485 864	485 864	485 864	485 864	485 864

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

4.2 引入交叉项的效应分解

在基准模型基础上,引入下沉市场的代理变量与银行消费信贷的交叉项,通过逐级分层方式,来探讨不同消费信贷客群中互联网消费信贷与传统商业银行消费信贷的关系,特别是验证假设 2 提出的在下沉人群当中存在的互补性问题.

表 5 报告了基于式(8)的回归结果,列(1)~列(3)显示互联网使用金额与信用卡等级均在 1%水平上正向显著,与基准模型结果保持一致.重点关注的信用卡等级与不同程度下沉市场的交叉项均在 1%水平上负向显著,且随着下沉程度增加表现出交叉项系数绝对值 $|\beta_2|$ 逐渐增大,而 $|\beta_1|$ 出现下降的趋势.具体来看,随着消费市场下沉程度加深,互联网消费信贷与银行消费信贷表现出的竞争效应不断加强,轻度下沉、中度下沉、重度下沉市场的信用卡每降低 1 个等级,其使用金额会分别上升 14.2%、14.5%、16.4%.同时收入效应总体出现下降趋势,轻度下沉、中度下沉、重度下沉市场的收入效应分别为 31.7%、29.7%、29.8%,在两种效应的共同作用下,总效应

$(\beta_1 + \beta_2)$ 分别为 17.5%、15.2%和 13.4%,出现整体下降趋势.在此过程中,虽然互联网消费信贷与银行消费信贷的负向竞争效应逐渐增强,但是由于正向收入效应的存在,总体上并没有改变下沉市场中互联网消费信贷与银行消费信贷的正相关关系.也就是说,在其他条件保持不变的情况下,在样本客群为非下沉市场人群时,信用卡等级每上升 1 个单位,用户使用金额上升 31.7%;而在样本客群为轻度下沉市场人群时,信用卡等级每上升 1 个单位,用户使用金额上升 17.5%(31.7%~14.2%).中度市场、重度下沉市场的情况与此相似.

不难看出,随着下沉市场程度提升,由竞争效应产生的负向影响逐步增大.在此过程中,尽管无法准确分离替代性与互补性在竞争效应当中的影响程度,但是随着市场下沉程度的增加,由于传统银行与金融科技平台服务客群的不同,更有可能是由于增量市场客群进入而导致负向竞争效应增加,由此说明互联网消费信贷与银行消费信贷存在一定互补性,验证假设 2.

进一步来看,传统意义上传统商业银行消费

信贷业务的服务范围主要覆盖大城市,而对中小城市和农村的覆盖率不足.金融科技公司在与银行竞争中取得优势,获得更大市场份额,一方面利用技术优势和规模效应,提高了客户风险识别效率,并通过消费场景的嵌入和渗透,弥补传统消费金融在细分领域的缺失^[44],增强了消费信贷的可触达性,带来了增量市场^[2],服务到更多商业银行所触及不到的用户.随着消费市场的下沉,互联网服务到了下沉市场中更多的消费者,拓宽了消费渠道,促进了消费升级.另一方面金融科技公司不断开发新的消费市场,在更广泛的区域范围内推广新消费理念,推动消费市场由一线城市、二线城市下沉到三线及以下城市,再由城市下沉到农村,扩大了金融服务覆盖范围,有效缓解了下沉市场信贷约束,促进了普惠金融发展.值得注意的是,全国各区域互联网金融普惠度差异明显,且差异主要是来自于区域之间的差异^[45].

表5中列(4)~列(6)从互联网消费信贷使用笔数分析了消费下沉市场信贷使用情况,所得结论与使用金额基本一致.随着消费市场逐渐下沉到三线及以下城市和农村地区,互联网消费信贷与传统商业银行消费信贷的竞争效应逐渐加

强.值得注意的是,与使用金额相比,使用笔数的不同之处在于负向竞争效应最终超过了正向收入效应,从而总效应为负,这可能与下沉市场消费者的每笔使用金额较低、使用频率更高有关.此外,均对消费者的收入和年龄进行了控制,所得结果与基准模型保持一致.

为了更好地体现消费下沉程度对互联网消费信贷与传统商业银行消费信贷关系的影响,将信用卡等级对互联网消费信贷需求的影响进行效应分解.如图2所示,无论是基于互联网消费信贷的使用金额还是使用笔数,都表现出显著的收入效应和竞争效应.在被解释变量为使用金额时,竞争效应的绝对值始终小于收入效应,使得总效应仍显著为正.同时,收入效应随着消费下沉深度变化而小幅度调整,表明收入效应受消费下沉深度影响较小.而竞争效应则随着消费下沉深度变化迅速增加,表明互联网消费信贷的发展有助于缓解下沉市场消费者的信贷约束,弥补商业银行信贷服务在这部分人群中覆盖和渗透不足的问题,体现出二者在一定程度上具有互补性.在被解释变量为使用笔数时,随着用户向下沉市场渗透,竞争效应最终超过了收入效应,总效应为负.

表5 不同下沉市场的回归结果

Table 5 Regression results of different sinking market

模型	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
被解释变量	使用金额			使用笔数		
信用卡等级	0.317 *** (20.16)	0.297 *** (20.40)	0.298 *** (20.51)	0.100 *** (23.43)	0.093 8 *** (23.77)	0.094 1 *** (23.94)
信用卡等级 × 轻度下沉市场	-0.142 *** (-4.323)			-0.069 4 *** (-7.978)		
信用卡等级 × 中度下沉市场		-0.145 *** (-2.983)			-0.109 *** (-8.741)	
信用卡等级 × 重度下沉市场			-0.164 *** (-3.239)			-0.123 *** (-9.545)
年龄	-0.059 2 *** (-3.346)	-0.059 3 *** (-3.350)	-0.059 3 *** (-3.352)	0.004 38 (0.914)	0.004 32 (0.903)	0.004 30 (0.898)
现金流入等级	0.744 *** (109.3)	0.744 *** (109.3)	0.744 *** (109.3)	0.199 *** (113.6)	0.199 *** (113.7)	0.199 *** (113.7)
时间固定效应	是	是	是	是	是	是
个体固定效应	是	是	是	是	是	是
观测值	8 205 454	8 205 454	8 205 454	8 205 454	8 205 454	8 205 454
R ²	0.107	0.107	0.107	0.188	0.188	0.188
用户数	485 864	485 864	485 864	485 864	485 864	485 864

注：*、**和***分别表示在10%、5%和1%水平上显著,括号内为t值.

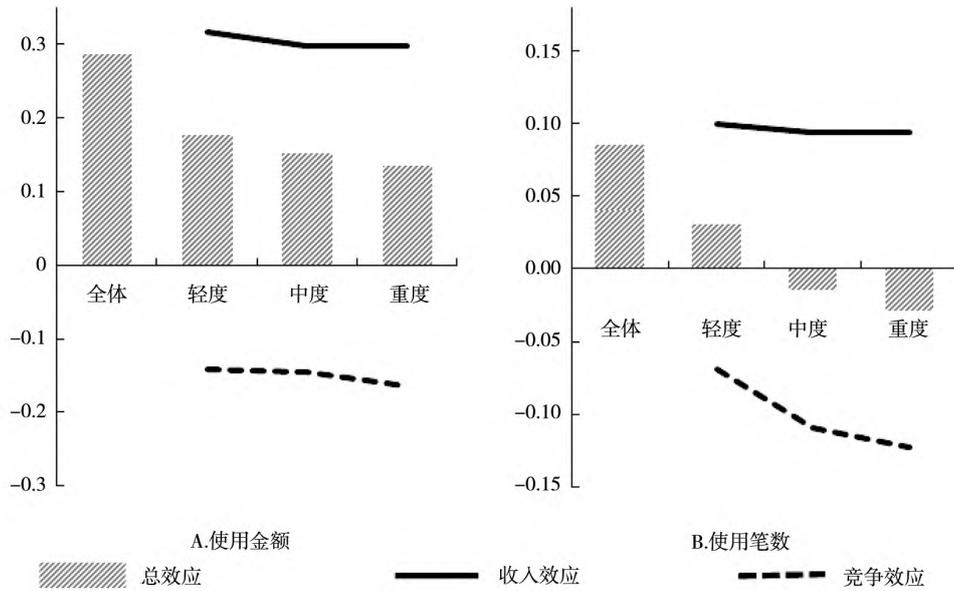


图2 信用卡等级对互联网消费信贷影响的效应分解图

Fig. 2 Effect decomposition of rating of credit cards on Internet consumer credit

4.3 稳健性检验

1) 基于使用天数的稳健性检验与差异讨论。

基于式(7),将被解释变量替换为用户每月使用互联网消费信贷的天数.表6列(1)~列(3)分别汇报了信用卡等级、信用卡数量和是否绑定信用卡对互联网消费信贷使用天数的影响.从列(1)和列(2)可以看出,在控制了年龄、收入等变量及时间固定效应和个体固定效应后,用户绑定信用卡的等级、数量均在1%水平上对使用天数有正向显著影响,其系数分别为0.434和0.448.

说明在其他条件不变的情况下,信用卡每增加1个等级或多绑定1张,用户每月对于互联网消费信贷的使用会增加0.434 d或0.448 d.从模型(3)可以看出,用户绑定信用卡在1%水平上对互联网消费信贷使用金额有正向显著影响,系数为0.496,表明在其他条件不变情况下,绑定信用卡用户的互联网消费信贷使用天数比没有绑定的多0.496 d,上述分析同样表明互联网消费信贷与银行消费信贷之间的总效应为正,与基准模型回归结果一致.

表6 稳健性检验:使用天数

Table 6 Robustness test: Usage days

模型	(1)	(2)	(3)
被解释变量	使用天数		
信用卡等级	0.434*** (22.33)		
信用卡数量		0.448*** (28.29)	
绑定信用卡			0.496*** (17.58)
控制变量	控制	控制	控制
时间固定效应	是	是	是
个体固定效应	是	是	是
观测值	8 205 454	8 205 454	8 205 454
R ²	0.202	0.202	0.202
用户数	485 864	485 864	485 864

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

表7报告了不同下沉市场中绑定信用卡等级对互联网消费信贷使用天数的回归结果,与使用笔数、使用金额结果基本保持一致。随着消费市场的下沉,收入效应逐渐下降,竞争效应逐渐上升,但竞争效应最终超过了收入效应,结果

更接近同为使用频率指标的使用笔数。这同样表明消费者对互联网消费信贷的使用是高频率而低单价的,部分下沉市场消费群体可能利用1个月免息期,将消费信贷当作支付工具进行使用。

表7 加入交叉项的稳健性检验：使用天数

Table 7 Robustness test of adding interaction term: Usage days

模型	(1)	(2)	(3)
被解释变量	使用天数		
信用卡等级	0.536*** (24.02)	0.498*** (24.34)	0.500*** (24.52)
信用卡等级 × 轻度下沉市场	-0.457*** (-10.49)		
信用卡等级 × 中度下沉市场		-0.765*** (-12.54)	
信用卡等级 × 重度下沉市场			-0.861*** (-13.95)
年龄	0.0411* (1.704)	0.0408* (1.689)	0.0406* (1.683)
现金流入等级	0.849*** (100.5)	0.849*** (100.5)	0.849*** (100.6)
时间固定效应	是	是	是
个体固定效应	是	是	是
观测值	8 205 454	8 205 454	8 205 454
R^2	0.202	0.202	0.202
用户数	485 864	485 864	485 864

注：*、**和***分别表示在10%、5%和1%水平上显著,括号内为t值。

2) 基于信用卡数量的稳健性检验与差异讨论。首先,以信用卡数量作为银行消费信贷的代理变量进行回归分析。在表8中,列(1)~列(3)表明绑定信用卡数量对使用金额在1%水平上正向显著,信用卡数量与不同下沉市场的交叉项均在1%水平上负向显著。列(4)~列(6)和列(7)~列(9)分别从互联网消费信贷的使用笔数和使用天数角度分析了下沉群体的信贷使用情况,所得结论与信用卡等级保持一致,表明随着消费下沉程度的加深,互联网消费信贷与银行消费信贷之间的竞争效应增强,两者表现出一定互补性。对于互联网消费信贷使用金额,交叉项系数 $|\beta_2|$ 均小于信用卡数量的系数 $|\beta_1|$,而对于使用笔数和使用天数,随着消费下沉程度加深,交叉项系数 $|\beta_2|$ 最终超越了信用卡数量系数 $|\beta_1|$,进一步验证了本文结论。

与上文分析相同,将信用卡数量对互联网消费信贷需求影响的效应进行分解。如图3所示,无论是基于使用金额、使用笔数还是使用天数,都表现出显著的收入效应和竞争效应。同样地,竞争效应随着消费下沉深度变化迅速增加,表明互联网消费信贷发展有助于缓解下沉市场消费者信贷约束,弥补传统银行信贷在该领域服务不足的问题,表明二者在一定程度上具有互补性。在被解释变量为使用金额时,竞争效应的绝对值始终小于收入效应,使得总效应仍显著为正。在被解释变量为使用笔数和使用天数时,随着消费下沉程度的加深,竞争效应最终超过了收入效应,使得总效应为负。与图2相比,信用卡数量相对于信用卡等级,其竞争效应上升得更快,曲线斜率更大,表明与信用卡等级相比,用户在平台上绑定信用卡的数量更能表现用户使用消费信贷的习惯。

表8 加入交叉项的稳健性检验：信用卡数量

Table 8 Robustness test of adding interaction term: The number of credit cards

模型	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)
被解释变量	使用金额			使用笔数			使用天数		
信用卡数量	0.323 *** (25.16)	0.309 *** (26.04)	0.309 *** (26.14)	0.101 *** (28.99)	0.097 0 *** (30.07)	0.097 0 *** (30.17)	0.535 *** (29.66)	0.511 *** (30.66)	0.511 *** (30.78)
信用卡数量 × 轻度下沉市场	-0.126 *** (-4.806)			-0.061 6 *** (-8.802)			-0.401 *** (-11.37)		
信用卡数量 × 中度下沉市场		-0.171 *** (-4.378)			-0.111 *** (-11.05)			-0.755 *** (-15.98)	
信用卡数量 × 重度下沉市场			-0.187 *** (-4.603)			-0.120 *** (-11.59)			-0.821 *** (-16.99)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
时间固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是	是
个体固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是	是
观测值	8 205 454	8 205 454	8 205 454	8 205 454	8 205 454	8 205 454	8 205 454	8 205 454	8 205 454
R ²	0.107	0.107	0.107	0.188	0.188	0.188	0.202	0.202	0.202
用户数	485 864	485 864	485 864	485 864	485 864	485 864	485 864	485 864	485 864

注：*、**和***分别表示在10%、5%和1%水平上显著，括号内为t值。

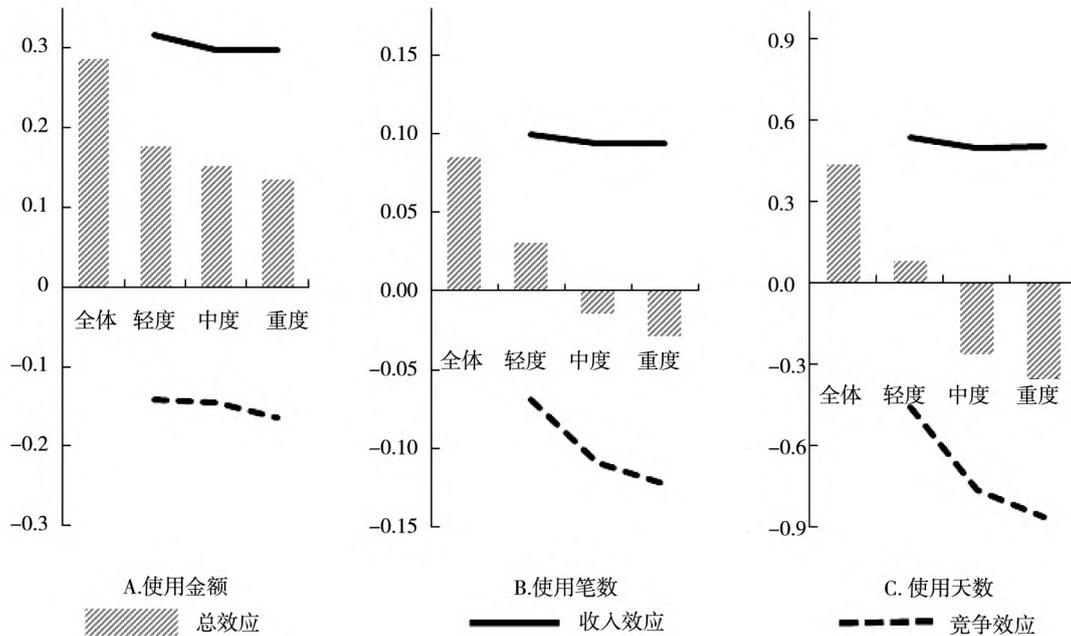


图3 信用卡数量对互联网消费信贷影响的效应分解图

Fig.3 Effect decomposition of number of credit cards on Internet consumer credit

3) 基于是否绑定信用卡的稳健性检验与差异讨论. 以是否绑定信用卡作为核心解释变量. 表9列(1)~列(3)表明是否绑定信用卡对使用金额均在1%水平上正向显著, 是否绑定信用卡与下沉程度的交叉项均在1%水平上负向显著. 列(4)~列(6)和列(7)~列(9)分别从互联网消费

信贷的使用笔数和使用天数角度分析了下沉市场的信贷使用情况, 所得结论与信用卡等级和信用卡数量大致相同. 此外, 同样将是否绑定信用卡对互联网消费信贷影响的效应进行分解. 如图4所示, 所得结论与基准分析保持一致.

不难看出, 本文进行的一系列稳健性检验表

明,所得结论是可靠和稳健的.随着消费市场下沉程度的加深,收入效应减少,竞争效应增加.其中,竞争效应主要表现在互联网消费信贷服务到了更多下沉市场消费者,互联网消费信贷与银行消费信贷存在一定程度的互补性.从互联网消费信贷使用金额来看,收入效应始终大

于竞争效应;而从使用笔数和使用天数来看,竞争效应最终超过了收入效应,表明信用卡相关变量对互联网消费信贷的使用频率的影响更大.此外,为了进一步验证模型结果的稳健性,将上述模型当中的解释变量均进行滞后一期回归,所得结果基本保持一致.

表9 加入交叉项的稳健性检验：绑定信用卡

Table 9 Robustness test of adding interaction term: Binding credit cards

模型	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)
被解释变量	使用金额			使用笔数			使用天数		
绑定信用卡	0.372*** (16.20)	0.337*** (15.82)	0.337*** (15.88)	0.121*** (19.27)	0.110*** (18.97)	0.110*** (19.06)	0.659*** (20.27)	0.598*** (20.03)	0.599*** (20.13)
绑定信用卡 × 轻度下沉市场	-0.248*** (-5.187)			-0.116*** (-9.182)			-0.738*** (-11.83)		
绑定信用卡 × 中度下沉市场		-0.226*** (-3.251)			-0.169*** (-9.537)			-1.168*** (-14.19)	
绑定信用卡 × 重度下沉市场			-0.245*** (-3.395)			-0.184*** (-10.07)			-1.271*** (-15.25)
控制变量	控制								
时间固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是	是
个体固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是	是
观测值	8 205 454	8 205 454	8 205 454	8 205 454	8 205 454	8 205 454	8 205 454	8 205 454	8 205 454
R ²	0.107	0.107	0.107	0.188	0.188	0.188	0.202	0.202	0.202
用户数	485 864	485 864	485 864	485 864	485 864	485 864	485 864	485 864	485 864

注：*、**和***分别表示在10%、5%和1%水平上显著,括号内为t值。

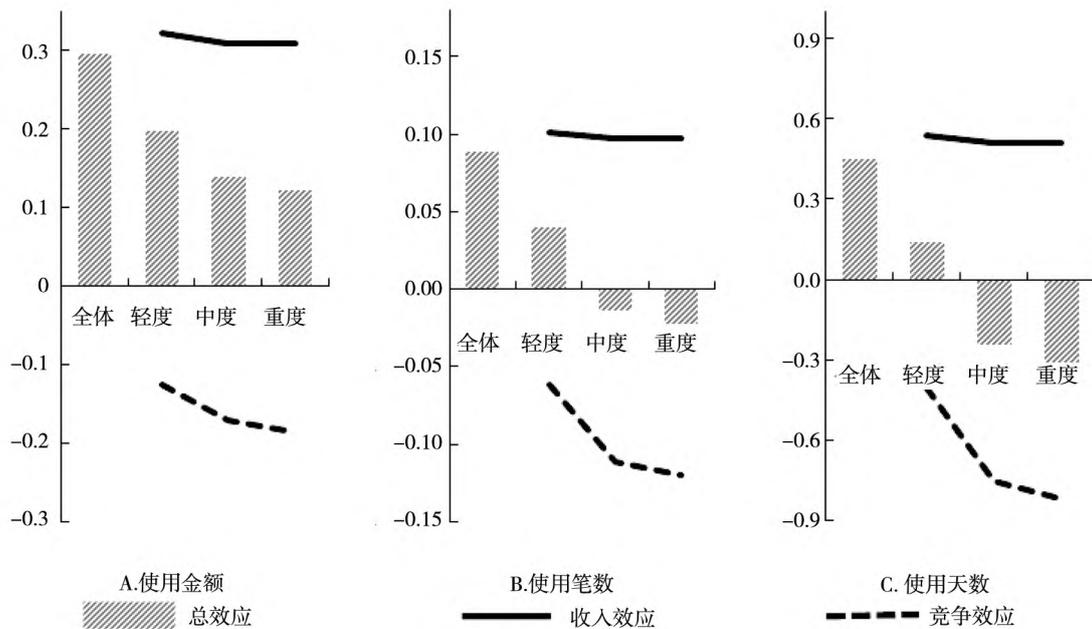


图4 绑定信用卡对互联网消费信贷影响的效应分解图

Fig.4 Effect decomposition of bound of credit cards on Internet consumer credit

5 进一步分析

上述分析表明,互联网消费信贷与银行消费信贷存在一定程度的互补性.互联网消费信贷发展有助于缓解下沉市场消费者的信贷约束,弥补传统银行信贷服务覆盖和渗透不足的问题,有利于推动普惠金融发展.那么,互联网消费信贷在消费下沉过程中风控机制是否依然有效?是否存在风控不稳健等问题?

事实上,商业银行与金融科技平台在消费信贷市场上存在不同的征信逻辑.商业银行的信用卡授信决策主要根据个人信用历史、工作和收入信息等传统征信信息.无论是线上还是线下渠道申请信用卡,均需要提供各种材料以证明其具有稳定的收入和较强的还款能力.而与消费场景关联密切的金融科技平台在消费信贷征信中并不需要申请人提供相应的工作和收入证明,而主要依靠申请人在电商平台和支付平台上留下的结构化与非结构化数据进行综合征信,进而确定相应授信额度.

与传统金融机构相比,由于充分使用了移动互联网和大数据等技术,金融科技公司在信用评估方面具有显著信息优势^[51],能够进一步降低数据获取成本、提升数据处理效率并进行多维、多元客户评价等^[46],同时通过多种借贷关系的信息溢出获得借款人软信息^[47],从而内生出认证机制^[48, 49].在这种情况下,主流信用评分在传统金融服务的边缘群体中的风险识别能力有限,而主流信用评分系统以外的信息能降低借贷市场的信息不对称,提高对借款人信用风险的识别能力^[50].正是因为大数据征信能够捕捉到传统征信捕捉不到的风险信息^[51],征信才更为有效^[52],因此能够拓展增量市场,增加互联网消费信贷在下沉市场中的可触达性.

基于此,本研究进一步实证分析互联网消费信贷与传统商业银行消费信贷是否在授信效果层面存在显著的结构性能差异.

5.1 研究设计

本部分实证模型设定如下

$$y_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 x_{it} + \gamma z_{it} + \delta_t + \mu_i + \varepsilon_{it} \quad (9)$$

其中被解释变量 y_{it} 表示第 i 个用户在第 t 期的大数据风控授信,以互联网消费信贷产品的授信额

度为代理变量, x_{it} 表示传统商业银行消费信贷,分别以用户在金融科技平台上绑定的信用卡等级、数量以及是否绑定信用卡为代理变量.控制变量 z_{it} 包括用户收入和年龄. δ_t 表示时间效应, μ_i 表示个体效应, ε_{it} 为残差项.

在模型(9)基础上,引入下沉市场程度与传统商业银行消费信贷的交叉项,进一步分析基于金融科技平台的大数据风控授信与传统银行授信在不同下沉市场中的差异化表现.具体模型构建如下

$$y_{it} = \beta_0 + \beta_1 x_{it} + \beta_2 x_{it} \times Dummy_j + \gamma z_{it} + \delta_t + \mu_i + \varepsilon_{it}, j = 1, 2, 3 \quad (10)$$

其中 $Dummy_1$ 表示轻度下沉市场, $Dummy_2$ 表示中度下沉市场, $Dummy_3$ 表示重度下沉市场,其余变量含义与式(9)一致.

5.2 实证分析

表 10 汇报了互联网消费信贷授信额度与传统商业银行消费信贷关系的回归结果.列(1)~列(3)分别汇报了信用卡等级、信用卡数量和是否绑定信用卡对互联网消费信贷的授信额度的影响.其中,信用卡等级在 1% 的水平上显著,表明在其他条件保持不变的情况下,信用卡每增加 1 个等级,互联网消费信贷授信额度就会增加 3.98%.核心解释变量为绑定信用卡数量和是否绑定信用卡时,也得到了同样的结果.这意味着在控制了年龄、收入、时间固定效应和个体固定效应后,用户绑定信用卡的等级、数量以及是否绑定信用卡对授信额度均有显著正向影响,在商业银行获得高信用资质的用户,也能够互联网消费信贷中获得较高授信额度.这表明金融科技平台借款人也是符合传统商业银行征信逻辑的用户^[47],并没有过度借贷或频繁违约^[53],大数据风控授信保证了在银行获得授信的客户同样能够在金融科技平台获得授信.另一方面,大数据风控通过多种借贷关系的信息溢出对用户进行授信,能够纳入传统征信模式下部分信息被忽略的用户^[54],从而更好地为下沉市场提供金融服务^[47].

表 11 汇报了大数据风控授信在不同程度下沉市场的实证结果,列(2)~列(4)表明大数据风控的授信额度与信用卡等级均在 1% 水平上正向显著,与基准结果完全一致,且系数没有显著变化.但是,信用卡等级与不同程度下沉市场的交叉

项基本上均不显著,这表明消费下沉程度并不能显著影响大数据风控授信与银行授信效果的一致性。这意味着,随着互联网消费信贷所触达的人群逐渐下沉到非核心城市、相对偏远的农村地区,没

有证据表明其依赖的大数据风控效果发生明显偏离,反而充分利用了基于用户交易行为的非结构化数据信息,拓展了无法获得传统信贷支持的借款人获得贷款的可能性。

表10 授信额度的基准回归结果

Table 10 Benchmark regression results of credit line

模型	(1)	(2)	(3)
被解释变量	授信额度		
信用卡等级	0.039 8*** (15.55)		
信用卡数量		0.031 6*** (15.05)	
绑定信用卡			0.068 5*** (18.27)
控制变量	控制	控制	控制
时间固定效应	是	是	是
个体固定效应	是	是	是
观测值	8 205 454	8 205 454	8 205 454
R^2	0.469	0.469	0.469
用户数	485 864	485 864	485 864

注：*、**和***分别表示在10%、5%和1%水平上显著,括号内为t值。

表11 下沉市场的授信额度回归结果

Table 11 Regression results of credit line in sinking market

模型	(1)	(2)	(3)	(4)
被解释变量	授信额度			
信用卡等级	0.039 8*** (15.55)	0.042 3*** (14.68)	0.039 2*** (14.77)	0.039 5*** (14.91)
信用卡等级 × 轻度下沉市场		-0.011 6* (-1.915)		
信用卡等级 × 中度下沉市场			0.006 96 (0.733)	
信用卡等级 × 重度下沉市场				0.004 24 (0.429)
控制变量	控制	控制	控制	控制
时间固定效应	是	是	是	是
个体固定效应	是	是	是	是
观测值	8 205 454	8 205 454	8 205 454	8 205 454
R^2	0.469	0.469	0.469	0.469
用户数	485 864	485 864	485 864	485 864

注：*、**和***分别表示在10%、5%和1%水平上显著,括号内为t值。

6 结束语

本文使用2017年1月至2019年7月连续

31个月50万名某代表性金融科技平台互联网消费信贷产品的用户数据,实证分析了互联网消费信贷与传统商业银行消费信贷的关系,及其在不同市场中的结构性差异。结果表明:第一,互联网

消费信贷与传统商业银行消费信贷的相关性由收入效应和竞争效应共同决定,且在全样本中收入效应显著大于竞争效应,整体呈现正向关系.第二,随着消费市场逐步下沉,收入效应与竞争效应此消彼长,在下沉市场表现出一定的互补性,且随着下沉程度加深,这种互补性表现得更为显著.具体来看,随着客户群体向下渗透,竞争效应逐渐增加,而收入效应逐渐减少,使得互联网消费信贷与传统商业银行消费信贷的总效应下降.特别是随着消费市场下沉到西部三线以下城市的农村地区,其竞争效应甚至最终超过了收入效应,使得总效应为负.无论从理论机制还是实证结果来看,这与二者之间的互补性有关,互联网消费信贷服务到了下沉市场中传统商业银行信贷触及不到的消费者,帮助金融科技平台实现了渠道下沉,促进消费升级,使得二者的收入效应减少,竞争效应增加.可见,互联网消费信贷发展能够有效缓解下沉市场的信贷约束,在竞争中与传统商业银行共同推动普惠金融发展.第三,大数据风控授信与传统银行授信效果具有一致性.具体来看,用户是否为下沉市场人群对金融科技平台的大数据风控授信没有显著影响,其效果

与传统商业银行风控授信始终保持一致,表明即使随着平台类机构所触达的信贷客户逐渐下沉到非核心城市、相对偏远的农村地区,大数据风控授信的效果依然没有发生系统性偏离.

基于此,本研究提出如下建议:第一,鼓励消费金融机构设立主体多元化,促进互联网消费信贷与银行信贷共存共生,协同发展.进一步提高消费金融覆盖率,为消费者提供更多信贷选择.第二,在规范管理前提下,鼓励消费信贷适度发展,重点支持场景类、小额类普惠型平台消费信贷健康发展.积极引导互联网消费信贷健康发展,促进我国消费信贷均衡发展,构建全方位、多层次、广覆盖的普惠金融服务体系,保障长尾人群能够获得适当、公平、有效的金融服务.第三,鼓励消费金融服务主体运用金融科技手段,降低融资成本,控制信贷风险.以市场为导向,引导消费金融服务机构运用大数据、云计算、人工智能等科技手段,提高信用风险模型对多维度参数的兼容性,增强风控模型的风险识别能力,建立与当前居民消费形式及规模相适应的消费金融风控体系,促进消费金融健康可持续发展.

参 考 文 献:

- [1] Fuster A, Plosser M, Schnabl P, et al. The role of technology in mortgage lending[J]. *The Review of Financial Studies*, 2019, 32(5): 1854 - 1899.
- [2] Jagtiani J, Lemieux C. Do fintech lenders penetrate areas that are underserved by traditional banks? [J]. *Journal of Economics & Business*, 2018, (100): 43 - 54.
- [3] Hughes J, Jagtiani J, Moon C G. Consumer lending efficiency: Commercial banks versus a fintech lender[J]. *Financial Innovation*, 2022, 8(1): 1 - 39.
- [4] 邱 晗, 黄益平, 纪 洋. 金融科技对传统银行行为的 v 互联网理财的视角[J]. *金融研究*, 2018, (11): 17 - 29.
Qiu Han, Huang Yiping, Ji Yang. How does fintech development affect traditional banking in China?: The perspective of online wealth management products[J]. *Journal of Financial Research*, 2018, (11): 17 - 29. (in Chinese)
- [5] Frost J, Gambacorta L, Huang Y, et al. BigTech and the changing structure of financial intermediation[J]. *Economic Policy*, 2019, 34 (100): 761 - 799.
- [6] 王国刚, 张 扬. 互联网金融之辨析[J]. *财贸经济*, 2015, (1): 5 - 16.
Wang Guogang, Zhang Yang. A critique of Internet finance[J]. *Finance & Trade Economics*, 2015, (1): 5 - 16. (in Chinese)
- [7] Morse A. Peer-to-Peer crowdfunding: Information and the potential for disruption in consumer lending[J]. *Annual Review of Financial Economics*, 2015, (7): 463 - 482.
- [8] Navaretti G, Calzolari G M, Mansilla-Fernandez J M M, et al. Fintech and banking, friends or foes? [J]. *European Economy*, 2017, (2): 9 - 30.
- [9] Roure C D, Pelizzon L, Thakor A V. P2P lenders versus banks: Cream skimming or bottom fishing? [Loan officer incentives, internal rating models and default rates][J]. *Review of Corporate Finance Studies*, 2022, 11(2): 213 - 262.
- [10] Tang H. Peer-to-Peer lenders versus banks: Substitutes or complements? [J]. *Review of Financial Studies*, 2019, 32

- (5): 1900 – 1938.
- [11] Thakor A V. Fintech and banking: What do we know? [J]. *Journal of Financial Intermediation*, 2020, (41): 100833.
- [12] Lipton A, Shrier D, Pentland A. *Digital Banking Manifesto: The End of Banks?* [R]. Cambridge: Massachusetts Institute of Technology, 2016.
- [13] Bofondi M, Gobbi G. The big promise of Fintech[J]. *European Economy*, 2017, (2): 107 – 119.
- [14] Vives X. The impact of fintech on banking[J]. *European Economy*, 2017, (2): 97 – 105.
- [15] BIS. *Sound practices: Implications of Fintech Developments for Banks and Bank Supervisors*[R]. Basel: Basel Committee On Banking Supervision, BIS, 2018.
- [16] Larsson A. *Responding to the Fintech Challenge: A Study of Swedish Bank Managers' Perceptions of Fintech's Effects on Digitalization and Customer E-Loyalty*[M]. *The Rise and Development of FinTech*, London: Routledge, 2018, 130 – 153.
- [17] 战明华, 张成瑞, 沈娟. 互联网金融发展与货币政策的银行信贷渠道传导[J]. *经济研究*, 2018, 53(4): 63 – 76.
Zhan Minghua, Zhang Chengrui, Shen Juan. Development of Internet finance and the bank lending transmit channel of monetary policy[J]. *Economic Research Journal*, 2018, 53(4): 63 – 67. (in Chinese)
- [18] 宋科, 刘家琳, 李宙甲. 县域金融可得性与数字普惠金融——基于新型金融机构视角[J]. *财贸经济*, 2022, 43(4): 36 – 52.
Song Ke, Liu Jialin, Li Zhoujia. Rural financial access and digital financial inclusion: Evidence from new types of financial institutions[J]. *Finance & Trade Economics*, 2022, 43(4): 36 – 52. (in Chinese)
- [19] Agarwal S A, Hauswald R. *The Choice Between Arm's-Length and Relationship Debt: Evidence from E-Loans*[R]. National University of Singapore, Chicago: Working Paper, Available at SSRN: <https://papers.ssrn.com/abstract=1306455>, 2008.
- [20] Boot A W A. The future of banking: From scale & scope economies to fintech 29[J]. *European Economy*, 2017, (2): 77 – 95.
- [21] Cole R A, Cumming D J, Taylor J. Does Fintech Compete With or Complement Bank Finance? [R]. Boca Raton: Working Paper, Available at SSRN: <https://papers.ssrn.com/abstract=3302975>, 2019.
- [22] Cortina Lorente J J, Schmukler S L. *The Fintech Revolution: A Threat to Global Banking?* [R]. Washington: Working Paper, The World Bank, 2018.
- [23] Argyle B, Nadauld T D, Palmer C. *Real Effects of Search Frictions in Consumer Credit Markets*[R]. Provo: Working Paper, NBER, 2020.
- [24] Bartlett R, Morse A, Stanton R, et al. Consumer-lending discrimination in the fintech era[J]. *Journal of Financial Economics*, 2022, 143(1): 30 – 56.
- [25] Buchak G, Matvos G, Piskorski T, et al. Fintech, regulatory arbitrage, and the rise of shadow banks[J]. *Journal of Financial Economics*, 2017, 130(3): 453 – 483.
- [26] 王定祥, 田庆刚, 李伶俐, 等. 贫困型农户信贷需求与信贷行为实证研究[J]. *金融研究*, 2011, (5): 124 – 138.
Wang Dingxiang, Tian Qinggang, Li lingli, et al. An empirical study on poor farmers' credit demand and credit behavior [J]. *Journal of Financial Research*, 2011, (5): 124 – 138. (in Chinese)
- [27] 黄祖辉, 刘西川, 程恩江. 贫困地区农户正规信贷市场低参与程度的经验解释[J]. *经济研究*, 2009, 44(4): 116 – 128.
Huang Zuhui, Liu Xichuan, Cheng Enjiang. Explanations for the low participation rate in the formal credit market by rural households in the poor areas[J]. *Economic Research Journal*, 2009, 44(4): 116 – 128. (in Chinese)
- [28] 徐璋勇, 杨贺. 农户信贷行为倾向及其影响因素分析——基于西部11省(区)1664户农户的调查[J]. *中国软科学*, 2014, (3): 45 – 56.
Xu Zhangyong, Yang He. Empirical research on farmer households' credit tendency and its influence factors[J]. *China Soft Science*, 2014, (3): 45 – 56. (in Chinese)
- [29] 马晓青, 刘莉亚, 胡乃红, 等. 信贷需求与融资渠道偏好影响因素的实证分析[J]. *中国农村经济*, 2012, (5): 65 – 76, 84.
Ma Xiaqing, Liu Liya, Hu Naihong, et al. An empirical analysis of the influence factors on the credit demand and financing channel preference[J]. *Chinese Rural Economy*, 2012, (5): 65 – 76, 84. (in Chinese)
- [30] 沈炳熙, 吴显亭. 个人消费信贷与地区经济协调发展[J]. *金融研究*, 2004, (12): 24 – 33.
Shen Bingxi, Wu Xianting. Personal consumption credit and coordinated development of regional economy[J]. *Journal of Financial Research*, 2004, (12): 24 – 33. (in Chinese)

- [31] Claessens S, Frost J, Turner G, et al. Fintech Credit Markets Around the World: Size, Drivers and Policy Issues[R]. Basel: Working Paper, BIS, 2018.
- [32] Jacobsen D H, Naug B E. What influences the growth of household debt? [J]. Norges Bank: Economic Bulletin, 2004, (3): 103–111.
- [33] 傅秋子, 黄益平. 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[J]. 金融研究, 2018, (11): 68–84.
Fu Qiuzi, Huang Yiping. Digital finance's heterogeneous effects on rural financial demand: Evidence from China household finance survey and inclusive digital finance index[J]. Journal of Financial Research, 2018, (11): 68–84. (in Chinese)
- [34] Livshits I, Macgee J, Tertilt Michèle. Costly Contracts and Consumer Credit[R]. London: Working Paper, NBER, 2011.
- [35] 冯 博, 叶绮文, 陈冬宇. P2P 网络借贷研究进展及中国问题研究展望[J]. 管理科学学报, 2017, 20(4): 113–126.
Feng Bo, Ye Qiwen, Chen Dongyu. Review on P2P online lending and new research opportunities for China's case[J]. Journal of Management Sciences in China, 2017, 20(4): 113–126. (in Chinese)
- [36] 赵 岳, 谭之博. 电子商务、银行信贷与中小企业融资——一个基于信息经济学的理论模型[J]. 经济研究, 2012, 47(7): 99–112.
Zhao Yue, Tan Zhibo. E-commerce, bank loans and financing of small and medium enterprises (SMEs)[J]. Economic Research Journal, 2012, 47(7): 99–112. (in Chinese)
- [37] 姚耀军, 施丹燕. 互联网金融区域差异化发展的逻辑与检验——路径依赖与政府干预视角[J]. 金融研究, 2017, (5): 127–142.
Yao Yaojun, Shi Danyan. Exploring regional differences in development of Internet finance: Perspectives of path dependence and government interference[J]. Journal of Financial Research, 2017, (5): 127–142. (in Chinese)
- [38] Telyukova I, Wright R. A model of money and credit, with application to the credit card debt puzzle[J]. The Review of Economic Studies, 2008, 75(2): 629–647.
- [39] Keys B J, Wang J. Minimum payments and debt paydown in consumer credit cards[J]. Journal of Financial Economics, 2019, 131(3): 528–548.
- [40] 廖 理, 沈红波, 苏 治. 如何推动中国居民的信用卡消费信贷——基于住房的研究视角[J]. 中国工业经济, 2013, (12): 117–129.
Liao Li, Shen Hongbo, Su Zhi. How to promote the consumer credit of the Chinese credit card holders: Research perspective based on housing[J]. China Industrial Economics, 2013, (12): 117–129. (in Chinese)
- [41] 许英明, 张小瑜, 肖新艳. 电商平台助推下沉市场消费升级路径分析[J]. 中国经贸导刊, 2019, (17): 28–31.
Xu Yingming, Zhang Xiaoyu, Xiao Xinyan. E-commerce platform boosts sinking market consumption upgrade path analysis [J]. China Economic & Trade Herald, 2019, (17): 28–31. (in Chinese)
- [42] Stango V, Zinman J. What do consumers really pay on their checking and credit card accounts?: Explicit, implicit, and avoidable costs[J]. American Economic Review, 2009, 99(2): 424–429.
- [43] Li J, Wu Y, Xiao J J. The impact of digital finance on household consumption: Evidence from China[J]. Economic Modelling, 2020, (86): 317–326.
- [44] Hau H, Huang Y, Shan H, et al. Fintech Credit, Financial Inclusion and Entrepreneurial Growth[R]. Geneva: Working Paper, Available at SSRN: <https://papers.ssrn.com/abstract=3899863>, 2018.
- [45] 栗 芳, 邹奕格, 韩冬梅. 中国农村地区互联网金融普惠悖论的调查研究——基于上海财经大学 2017 年“千村调查”[J]. 管理科学学报, 2020, 23(9): 76–94.
Su Fang, Zou Yige, Han Dongmei. Investigation research for the paradox of Internet financial inclusion in Chinese rural area: Base on “A Thousand Villages Investigation” of 2017 by SUFE[J]. Journal of Management Sciences in China, 2020, 23(9): 76–94. (in Chinese)
- [46] Balyuk T, Davydenko S A. Reintermediation in Fintech: Evidence from Online Lending[R]. Atlanta: Working Paper, Available at SSRN: <https://papers.ssrn.com/abstract=3189236>, 2018.
- [47] Balyuk T. Financial Innovation and Borrowers: Evidence from Peer-to-Peer Lending[R]. Atlanta: Working Paper, Available at SSRN: <https://papers.ssrn.com/abstract=2802220>, 2016.
- [48] Lin M, Prabhala N, Viswanathan S. Judging borrowers by the company they keep: Friendship networks and information asymmetry in online peer-to-peer lending[J]. Management Science, 2013, 59(1): 17–35.
- [49] Hildebrand T, Puri M, Rocholl J. Adverse incentives in crowdfunding [J]. Management Sciences, 2017, 63(3): 587–608.

- [50] 王正位, 周从意, 廖理, 等. 消费行为在个人信用风险识别中的信息含量研究[J]. 经济研究, 2020, 55(1): 149–163.
Wang Zhengwei, Zhou Congyi, Liao Li, et al. Informational content of consumption behavior in consumer credit risk evaluation[J]. Economic Research Journal, 2020, 55(1): 149–163. (in Chinese)
- [51] 廖理, 吉霖, 张伟强. 语言可信吗? 借贷市场上语言的作用——来自P2P平台的证据[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2015, 55(4): 413–421.
Liao Li, Ji Lin, Zhang Weiqiang. Is language credible?: The role of language in the lending market: Evidence from P2P platform[J]. Journal of Tsinghua University(Science and Technology), 2015, 55(4): 413–421. (in Chinese)
- [52] Jiang J, Liao L, Lu X, et al. Deciphering big data in consumer credit evaluation[J]. Journal of Empirical Finance, 2021, (62): 28–45.
- [53] Zhu R, Dholakia U M, Chen X, et al. Does online community participation foster risky financial behavior? [J]. Journal of Marketing Research, 2012, 49(3): 394–407.
- [54] Vallee B, Zeng Y. Market place lending: A new banking paradigm? [J]. Society for Financial Studies, 2019, 32(5): 1939–1982.

Internet consumer credit and traditional consumer credit: Complementation or substitution?

SONG Ke^{1, 2, 3}, WU Pei-zhang¹, LI Hong-xiang¹, YANG Ya-xin^{4*}

1. School of Finance, Renmin University of China, Beijing 100872, China;
2. China Financial Policy Research Center, Beijing 100872, China;
3. Fintech Institute of Renmin University of China, Beijing 100872, China;
4. School of Statistics, Renmin University of China, Beijing 100872, China

Abstract: Based on the credit market equilibrium model including customer acquisition cost, application cost and default risk identification efficiency, this paper analyses the complementarity between internet consumer credit and commercial bank consumer credit from the theoretical perspective. In order to verify the relationship between the two, an empirical test is conducted based on 500 000 randomly-selected users who used internet consumer credit product from January 2017 to July 2019 in a head Fintech company in China. The results show that the correlation between internet consumer credit and commercial bank consumer credit is determined by the “income effect” and the “competition effect”; the “income effect” is significantly greater than the competition effect in the full sample, showing a positive relationship as a whole. Meanwhile, this study finds that the “income effect” decreases and the “competition effect” increases with the gradual sinking of the consumer market, showing a certain degree of complementarity on the sinking market. Further, this complementarity is more significant as market sinking degree deepens. This shows that internet consumer credit can better reach the “incremental” sinking market that cannot be reached by bank credit, and promote the upgrading of household consumption and the development of inclusive finance. In addition, this study also finds that the effects of big data risk management and traditional bank risk management show no significant differences among different sinking groups, and the effect of big data risk management has not systematically deviated with the sinking of consumer groups. This study provides useful enlightenment for correctly understanding the relationship between Fintech and traditional finance, and for promoting inclusive finance and consumption upgrading.

Key words: internet consumer credit; commercial bank consumer credit; consumption sinking; complementarity