

doi:10.19920/j.cnki.jmsc.2023.04.002

借款金额选择与还款激励^①

——来自随机试验的证据

王正位, 刘宇璠, 廖理

(清华大学五道口金融学院, 北京 100083)

摘要: 一直以来, 消费信贷市场上的选择行为和激励行为都难以在实证上被检验. 本文与某家线上信贷公司合作, 通过随机提升借款者信用额度的实验, 检验了逆向选择和道德风险是否存在于我国的线上信贷市场. 研究发现: 1) 与逆向选择相一致的是, 违约率高的借款者会选择更大的借款金额, 选择多借100元的借款者, 违约风险相应高12%; 2) 与道德风险相反的是, 借款者面对大额借款的违约率反而更小, 借款金额每增加100元, 还款概率上升3.3%. 机制检验发现, 借款者的正向激励行为同时受到实现成本(催收效应)和机会成本(未来流动性)两方面的作用. 本文的结果对信用评级等贷前审查环节具有借鉴意义, 同时也对消费信贷的激励机制设计等贷后监督措施有现实启示.

关键词: 逆向选择; 道德风险; 正向激励; 消费信贷

中图分类号: F832.46; F062.5 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-9807(2023)04-0020-21

0 引言

党的十八大以来, 我国金融业保持快速发展, 金融产品日益丰富, 金融服务普惠性增强. 尤其是伴随着金融科技的发展, 金融科技信贷服务公司为消费者提供越来越便利的借贷渠道. 2019年, 中国人民银行印发《金融科技发展规划》提出要立足广大人民群众美好生活需要, 聚焦优化金融服务模式和丰富金融产品供给, 充分发挥科技扩大服务覆盖面的作用推动金融服务“无处不在、无微不至”, 为市场主体和人民群众提供更便捷、更普惠、更优质的金融产品与服务.

在科技赋能信贷服务的大背景下, 金融科技手段是否能够缓解传统信贷市场的信息不对称问题是一个值得探讨的话题. 本文从借贷平台的“借贷金额选择行为”这一独特视角分析借款金额选择与违约风险之间的关系, 围绕学术界经典的信息不对称理论提出核心研究问题: 借款者是

否存在基于借款金额的逆向选择^[1]和道德风险^[2]行为? 具体而言, 借款者在贷前和贷后是否有下述两种表现: 风险更高的借款者贷前是否倾向于选择更大的借款金额(即逆向选择效应^[3,4])? 伴随着借款金额的增大, 借款者贷后的还款激励是否下降(道德风险效应^[5,6])? 研究利用消费信贷市场的随机实验对这两个问题进行深入探讨.

本研究具有一定实践意义. 对于信贷公司而言, 对贷款对象进行信用评估是一种常见的预防性事前控制方法, 根据信用评估结果确定信用额度是贷款业务的基本流程. 研究表明, 这种流程忽视了信用风险和放贷金额之间的内生性. 因此, 从风险建模角度来说, 信贷公司在风险评估中应该充分考虑这种内生性才能实现价值的最大化. 另一方面, 从机制设计角度来看, 借贷平台可以根据借款者的金额选择行为, 优化平台的机制

① 收稿日期: 2021-05-04; 修订日期: 2021-12-02.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(72103110; 71790591).

作者简介: 王正位(1981—), 男, 河南鹿邑人, 博士, 副教授, 博士生导师. Email: wangzhw@pbcf.tsinghua.edu.cn

设计。

同时,本文也有较为重要的学术价值.在实证检验上,借款金额视角的研究难点在于识别选择行为和激励行为,因为在任意时点观测到的数据特征来自这两个行为的综合影响.如图1所示,选择行为和激励行为在实证上均表现为借款金额和违约概率的相关性:选择效应表现为,风险不同的借款人,在贷前倾向于选择不同大小的借款金额;激励效应表现为,对同一个借款人而言,借款金额的外生性改变对贷后还款行为的因果影响。

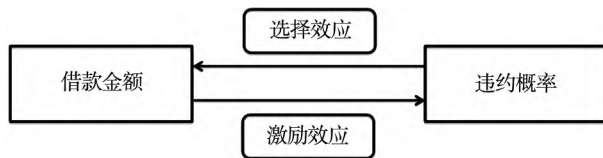


图1 借款金额与违约概率的相关机制

Fig. 1 The mechanism between loan amount and default risk

为了有效识别针对借款金额的选择和激励效应,本文与某家现金贷平台合作,创新性地在该平台上进行随机实验,随机提升部分借款者的信贷额度,外生性地改变借款者的借款金额.具体地,在2016年4月20日至2016年4月30日期间进行“条件”随机实验.在实验期间平台的2115位借款者中随机选取550位(占随机实验样本的26%)作为“实验组”,该组借款者的信贷额度获得永久性提升,平均提升额度935元.其余1565位借款者进入“对照组”(占随机实验样本的74%),他们的提额申请没有被通过,信贷额度维持不变。

由于信贷额度的差异,“实验组”平均意义上比“对照组”多借700元.利用借款者是否进入“实验组”(appv)这个外生的随机变量,将其做借款金额的工具变量,得到借款金额的一阶段估计值.将违约行为对借款金额的一阶段估计值进行第二阶段回归,估计出借款金额对违约行为的因果影响,从而识别激励效应.识别选择效用的方法是,使用OLS模型估计借款金额与违约行为之间的相关性(该相关性同时包含激励效应和选择效应),从相关性中剔除激励效应,从而对选择效应进行估计。

研究结果发现:1)从选择效应来看,选择多借100元的借款人,其违约风险相应地高12%。

这与传统的逆向选择机制^[3,4]一致.2)从激励效应来看,借款金额每增加100元,违约概率下降3.3%.这与金融市场上传统的道德风险机制相反^[7,8].但该现象也出现在美国的线下发薪日贷市场^[9].在稳健性检验中,调整违约的定义并且使用线性概率模型对激励效应和选择效应再次进行估计,估计结果没有显著差别。

在渠道检验中,正向激励行为同时受到违约成本的实现成本和机会成本两方面因素的影响.实现成本主要是平台的催收成本,研究发现在已经逾期的贷款中借款金额越大,最终违约概率越小,说明平台为最大化催收预期收益优先催收大额借款^[10];机会成本主要是在该平台按时还款所受到的奖励,研究发现按时还款行为能够减少未来从该平台借款的利率成本,从而增强未来流动性和消费水平。

相对于已有文献本文的创新主要在于:首次通过随机实验的方式检验了消费信贷市场借款人针对借款金额的内生选择.以往研究对于逆向选择的讨论主要集中在借款利率和借款期限,而本研究发现,当借款人可以在一定额度内自由选择借款金额的时候,选择小额借款的借款人的违约风险更低。

本文还拓展了信息不对称问题在家庭金融领域^[11]的研究.现有研究主要集中在住房抵押市场^[12,13]、汽车贷^[4,14]、学生贷^[15,16]、理财产品^[17]、信用卡^[18]、发薪日贷^[9]、小额信贷^[19,20]、保险市场^[3,21]等传统金融市场.与传统金融市场上的借贷者相比,线上消费信贷平台使用金融科技手段^[22,23]在信息获取和信息处理方面具有优势,但同时这些平台上的借款者往往面临更加严格的信贷约束^[20]。

1 文献综述

理论模型^②表明,借款条约和违约风险相关性中同时包含激励机制和选择机制^[2].然而在模型中,两种机制的具体方向是正向还是负向并无定论.从激励机制来看,当受到信贷约束的消费者

② 完全竞争的信贷市场环境下信息不对称产生的逆向选择和道德风险问题^[2]导致了均衡条件下的信贷约束。

面临更大的借款金额时,其违约行为会怎样改变?已有理论模型有两种解释:第一是道德风险(负向关系),借款人面对大额借款的策略性违约收益更大,从而还款表现更差^[5];第二是正向激励(正向关系),在信贷配给环境下受制于信贷约束的借款者更加努力地归还大额借款,从而维持更高的信贷额度^[6, 19]。虽然道德风险现象相对正向激励更加丰富^[7, 8],但正向激励机制也出现在美国发薪日贷市场^[9]。从选择机制来看,借款者借款条约自选择问题也存在两种解释机制。虽然更多文献发现,高风险借款者倾向于签订借款金额更大的借款条约^[4],即传统的逆向选择机制;但“优质品自动过滤”^[3, 20]理论指出,低风险借款者也有可能选择选大额借款。本文基于理论模型对于激励机制和选择机制的正负方向进行实证检验。一方面,发现高风险的人更倾向于选择大额借款,为逆向选择机制提供了经验证据;另一方面,发现借款人对大额借款的违约率更低,为正向激励机制提供了经验证据。

虽然理论对于两个机制的研究较为丰富,但从实证上有效识别两个机制并非易事。Chiappori和Salanie^[3]2000年在美国的车贷市场试图区分并检验激励机制和选择机制但并未获得成功。此后又有三篇相关文献对此进行尝试:1) Dobbie和Skiba^[9]研究美国线下发薪日贷市场,利用授信额度与申请人之间存在的阶梯定价,使用断点回归的方法识别道德风险,发现借款金额每增加50美元,还款概率降低17%至33%;OLS回归在剔除断点回归因果效应后表明,自主选择的借款金额每增加50美元,借款人的未识别风险增加16%至47%。2) Karlan和Zinman^[19]在南非线下消费贷市场上通过田野实验区分“提供”利率和“签约”利率,从而将签约前隐藏信息的“选择机制”和签约后“激励机制”机制识别出来。3) Adams等^[4]利用价格的外生性变化和预付金来识别车贷市场上的道德风险,从而逆推违约率和贷款金额相关性中的逆向选择机制的影响大小,研究发现借款金额每增加1000美元,违约概率上升16个百分点。上述文献都是研究传统的线下消费信贷市场。然而现金贷市场存在特殊性:一方面,现金贷平台作为金融科技赋予消费信贷的一种全新模式,依托多维度的大数据分析,在识别用户风

险等级等方面有优势,一定程度上缓解了信息不对称问题;另一方面,传统消费信贷有薪水(发薪日贷)、汽车(车贷)或者住房(房贷)进行抵押,而现金贷平台是一种无抵押的纯信用贷款,可能存在更严重的信息不对称问题。现有文献缺乏针对现金贷市场的信息不对称研究,本研究开创性地利用现金贷平台的实验数据研究激励行为和选择行为。

本文还与金融科技信贷的风险预测有关。相关研究分为两类:第一类是在宏观层面上如何预测借款平台的风险,第二类是在微观层面上如何预测个体借款者的风险。从宏观层面的风险预测来看,清华大学金融科技研究院课题组^[23]指出,截至2017年底,我国60%的网络借贷平台已经成为问题平台,那么如何预测哪些平台是问题平台?向虹宇等^[24]研究发现,网贷平台的平均利率越高,成为问题平台的概率也越高。相反地,邓颖惠等^[25]和Jiang等^[26]发现,风险投资认证和国资股东背景有助于降低成为问题平台的概率。从微观层面的金融科技信贷风险预测来看,主流信用评分以外的信息,例如长相、学历和语言等,对个体借款者的信用风险有预测作用,其预测能力在我国非市场化的利率环境下更为显著^[27-29]。值得关注的是,除人口统计学特征外,借款人行为特征也可以用于预测违约风险。Berg等^[30]基于美国电商用户的研究发现,借款者在电商网页的浏览行为具有较强预测能力。在我国金融科技信贷市场上,王正位等^[22]发现,借款者的高频消费行为特征能够有效提高对信用信息薄弱人群的风险识别效率。与本研究最接近的是Hertzberg等^[31]发现借款者对于借款期限的选择行为能够预测违约风险。当借款人可以选择更长的借款期限时,仍然选择较短期限的借款人具有较低的违约率。本研究表明,若借款者在可以选择更多借款金额时仍然选择较小的借款金额,这个行为本身意味着借款者的风险较低。换言之,借款者对于借款金额的选择行为可以作为违约率的预测指标之一。

2 理论分析与研究假设

为定量说明选择机制和激励机制的微观原

理,将传统的企业家借贷模型推广到消费者跨期信贷模型中,构建一个刻画借款人还款决策行为与借款金额选择行为的模型,并根据模型参数提出激励效应和选择效应的研究假设。

采用 Dobbie 和 Skiba^[9]的假设构建消费者两期模型. 假设消费者两期效用函数 U_1 和 U_2 均满足 $U' > 0$. 用参数 θ 表示借款者的风险类型, θ 越大表示借款者风险越高. y_1 表示借款者第一期收入, y_2 表示借款者第二期的期望收入. 由于第二期的实现收入具有不确定性,假设每个借款者第二期实现收入都有一个服从均值为零且独立同分布的扰动项 ε , 借款者第二期实现收入表示为 $y_2 + \varepsilon$.

在模型中,借款者做两次最优化选择. 在第一期,借款者根据外生借贷利率 r 和信贷限额 L , 结合自身期望收入 (y_1, y_2) 和风险类型 θ , 做出借款金额 α 的选择. 在第二期,借款者根据收入实现情况和违约成本做出是否还款的决策. 模型采用逆向倒推法求解,先根据第二期收入实现做还款决策,再进行最优金额选择.

借款者如果在第二期选择还款,需要支付借款金额与利息之和. 为简化表达式,用 R 表示单位借款的本金与利息之和, $R = 1 + r$. 借款者第二期选择还款的效用可以表示为 $U_2(y_2 + \varepsilon - R\alpha)$. 假设借款者的违约成本取决于借款金额、信贷额度以及风险类型,违约成本函数为 $C(\alpha, L, \theta)$. 借款者违约的效用为 $U_2(y_2 + \varepsilon) - C(\alpha, L, \theta)$. 当且仅当式(1)成立时,借款者选择还款

$$U_2(y_2 + \varepsilon - R\alpha) \geq U_2(y_2 + \varepsilon) - C(\alpha, L, \theta) \quad (1)$$

定义 $\varepsilon^*(\alpha, L, \theta)$ 为满足式(1)取等号所对应的收入扰动项 ε . 即 ε^* 满足如下条件

$$U_2(y_2 + \varepsilon^*(\alpha, L, \theta) - R\alpha) = U_2(y_2 + \varepsilon^*(\alpha, L, \theta)) - C(\alpha, L, \theta) \quad (2)$$

当 $\varepsilon \geq \varepsilon^*(\alpha, L, \theta)$ 时,借款者选择还款; 当 $\varepsilon < \varepsilon^*(\alpha, L, \theta)$ 时,借款者选择违约. 还款的概率是 $\int_{\varepsilon^*(\alpha, L, \theta)}^{\infty} dF(\varepsilon)$.

激励机制 激励机制的定义是,对于特定风险

类型 θ 的借款人,借款金额 α 对还款概率 $\int_{\varepsilon^*(\alpha, L, \theta)}^{\infty} dF(\varepsilon)$ 的因果影响. 根据式(1),若 $(U_2R < \frac{\partial C}{\partial \alpha})$,即借款金额增加对还款成本的边际影响小于违约成本的边际影响,则正向激励效应成立. 若 $(U_2R > \frac{\partial C}{\partial \alpha})$,即借款金额增加对还款成本的边际影响大于违约成本的边际影响,则道德风险效应^③成立. 究竟是正向激励效应还是道德风险效应成立,取决于违约成本函数 $C(\alpha, L, \theta)$. 由此,提出假设 1.

假设 1a 借款金额外生性增加促进违约概率下降(正向激励效应);

假设 1b 借款金额外生性增加促进违约概率上升(道德风险效应).

考虑借款者在第一期的决策行为. 风险类型为 θ 的借款者在信贷限额 L 内选择借款金额 α , 从而最大化第一期和第二期的预期效用之和,即求解如下优化问题

$$\max_{\alpha \in [0, L]} U_1(y_1 + \alpha) + \int_{\varepsilon^*(\alpha, L, \theta)}^{\infty} U_2(y_2 + \varepsilon - R\alpha) dF(\varepsilon) + \int_{-\infty}^{\varepsilon^*(\alpha, L, \theta)} U_2(y_2 + \varepsilon) - C(\alpha, L, \theta) dF(\varepsilon) \quad (3)$$

当且仅当最优解 $\alpha^* \leq L$, α^* 满足式(3)一阶条件

$$\frac{\partial U_1}{\partial \alpha^*} = \int_{\varepsilon^*(\alpha^*, L, \theta)}^{\infty} \frac{\partial U_2}{\partial \alpha^*} r dF(\varepsilon) + \int_{-\infty}^{\varepsilon^*(\alpha^*, L, \theta)} \frac{\partial C}{\partial \alpha^*} dF(\varepsilon) \quad (4)$$

否则 $\alpha^* = L$.

选择效应 选择效应的定义是,借款者的风险类型 θ 对借款者选择最优金额 α^* 的影响. 由式(3)的一阶条件可得,在效用函数 $U' < 0$ 和借款金额增加对还款成本的边际影响大于违约成本的边际影响 $(U_2R > \frac{\partial C}{\partial \alpha})$ 的假设下,模型的预测结果是传统的逆向选择效应: 更高风险的借款者选择更大金额的借款金额. 这是因为,更高风险的借

③ 王靖—^[32]将道德风险定义为借款者非理性过度借贷,本文模型假设借款者是理性人,在第一阶段选择借款金额以最大化效用. 本文对道德风险的定义与 Adams 等^[4]相同,表示借款者在还款阶段的还款意愿.

款者的还款概率更小,即 $\frac{\partial \varepsilon^*}{\partial \theta} < 0$, 边际还款成本就会更低, 所以会选择更高的借款金额 α^* , 即 $\frac{\partial \theta}{\partial \alpha^*} < 0$. 基于此, 提出假设 2.

假设 2 借款人违约风险越高, 选择的借款金额越大(逆向选择效应).

3 随机实验与数据描述

3.1 实验描述

本文数据来自我国某大型现金贷平台, 该平台成立于 2013 年, 截至 2017 年 4 月放贷总额超过 22 亿元人民币, 具有一定市场规模. 平台借款平均金额 1 000 元, 借款平均期限 5 个月, 与我国现金贷平台基本借款情况相符. 2016 年 3 月, 平台完成了 2 000 万元 B 轮融资, 该融资项目为本次随机实验提供了资金支持. 平台希望通过观察随机性发放信贷额度后借款者的还款变化, 加深对平台用户借款与还款行为的了解.

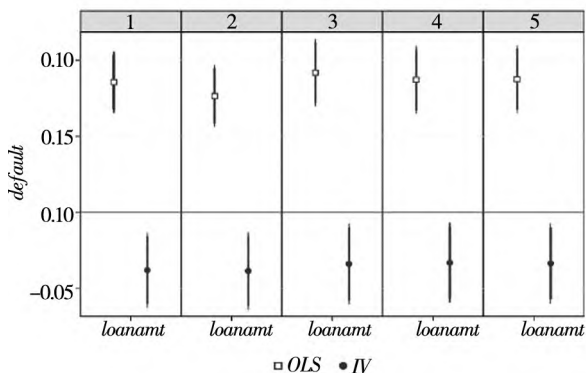


图 2 循环授信模式下的贷款流程

Fig. 2 The credit granting process under revolving credit mode

图 2 展示了从现金贷平台获得一笔借款的全过程, 主要分为三个阶段. 第一阶段是借款者通过提供个人信息成为合格借款者: 借款者下载现金贷平台的手机应用客户端, 上传身份证进行实名认证, 授权平台查询手机功能端信息, 包括电商交易信息、通讯信息等. 平台通过分析个人特征信息和行为信息, 对借款者进行信用等级评估. 借款者可以在借款开始前后任意时间申请提升信用额

度. 第二阶段是借款者获得借贷: 借款者可以在信贷额度内选择借款金额, 并绑定还款银行账户. 现金贷平台根据借款人信用评分和借款金额设定分期还款金额, 还款方式是等额本息还款. 借款者接受借贷条款后能够在 24 h 内获得借款本金. 第三阶段是借款者分期按月进行等额本息还款: 若借款者逾期还款, 现金贷平台以一定概率对借款人进行催收. 催收形式包括使用借款者通讯录信息传播借款者信用记录、频发拨打借款者及其通讯录中亲朋好友的电话等.

区别于信用卡等传统消费信贷市场, 该现金贷平台的信贷模式和借款者的风险特征为设计随机实验提供了基础环境: 1) 平台采取循环授信模式, 平台根据借款者的借款记录和授权信息不断更新每个借款者的信贷额度, 借款者也可以随时向平台申请提升信用额度; 2) 平台的借款者具有信贷约束较强和收入不确定性较大的风险特征, 下文给出的数据描述中, 各期均能够按时还款的借款订单仅占到全部借款订单的 51%. 在平台循环授信模式和借款者较强的信贷约束下, 不断有借款者通过完善个人信息以及还款行为申请提升信用额度.

“条件”随机实验在 2016 年 4 月 20 日—2016 年 4 月 30 日期间进行. 随机实验期间有 9 998 位获得平台授信额度的借款者向平台申请提升信用额度, 进入随机实验的借款人满足以下条件: 1) 借款者在该平台至少一次借款记录; 2) 平台有借款者的电商交易信息; 3) 借款者的最后一次借款记录发生在 2016 年 3 月 21 日—2016 年 4 月 19 日期间. 最终进入实验的有 2 115 人^④.

随机选取 550 位借款者(占随机实验样本的 26%)作为“实验组”, “实验组”的信贷额度获得永久性提升, 平均提升额度为 935 元. 其余 1 565 位借款者进入“对照组”(占随机实验样本的 74%), 他们的提额申请没有被通过, 信贷额度维持不变. 由于信贷额度的差异, “实验组”平均意义上比“对照组”多借 700 元.

④ 对于平台而言, 在试验期间任意时点, 没有违约的借款者中复购者(在该平台上已有借款记录)的比例达到 80%, 进入实验的借款者是该平台的活跃借款者.

本文的实证核心是检验“实验组”和“对照组”在随机实验结束后首次借款的违约行为差异。为排除随机实验后首次借款与随机实验间隔过长对实验造成的干扰,将首次借款限定在随机实验后的150 d以内。在进入随机实验的2 115个借款者中,有14位借款者在实验结束后的150 d内没有借款行为。因此,最终进入样本的借款者有2 101个,其中“实验组”(占样本的26%)有547个,“对照组”有1 554个(占样本的74%)。两组之间的还款表现差别来自借款金额的改变;而借款金额的差异又来自随机实验中信贷额度的随机性提高。本章第3节对随机实验的随机性进行检验。

3.2 数据描述

本文使用的样本数据包含了进入随机实验的2 101个借款人的个人信息,以及这些借款人自注册账户起截至2018年2月在该平台上完成的17 468笔借款订单信息^⑤。

3.2.1 借款人信息

表1展示了借款者个人信息,包括性别、年

龄、信用等级、电商年均消费、平台历史借贷次数和信贷额度。表1的第1行和第2行显示,样本数据中79%的借款者是男性,平均年龄31岁,表明该平台上的借款人主要是中青年男性。第3行显示借款者在该平台的信用评级,分数越高表示信用水平越差^⑥。第4行显示,进入“实验组”的借款者占样本的26%。

将借款者授权的淘宝账户和京东账户消费信息进行加总,计算出每个借款者在随机实验之前线上年度消费历史总额。为了避免极端值对回归结果的干扰,对消费变量做1%的缩尾处理。第5行显示,借款者的历史年度线上消费总额的平均值为1.33万元人民币,中位数为0.68万元人民币,消费变量呈现右偏分布。因此,在进入回归前对该变量进行对数化处理。

第6行表明,借款者在该平台的平均借款次数为7次,表明该现金贷平台的用户粘性较强。表1的最后两行表明,随机实验开始前借款者的平均信贷额度为2 065元,提额后平均信贷额度为3 040元。

表1 借款者个人信息描述性统计

Table 1 Summary statistics on borrower individual information

	变量名	观测值	平均值	标准差	P25	中间值	P75
性别(男性=1)	<i>sex</i>	2 101	0.79	0.41	1	1	1
年龄	<i>age</i>	2 101	31.32	5.76	27	30	34
信用等级	<i>rating</i>	2 101	2.8	131.56	2	3	4
实验组(实验组=1)	<i>appv</i>	2 101	0.26	0.44	0	0	1
年均消费额/(百元)	<i>avgcon</i>	2 080	133.77	311.80	35.11	67.65	134.20
历史借款次数	<i>times</i>	2 101	7.36	9.20	1	4	11
实验前信贷额度/(百元)	<i>creditbefore</i>	2 101	20.65	11.92	7.2	18	28.02
提额后信贷额度/(百元)	<i>creditafter</i>	2 101	30.40	22.58	13.17	22.58	38.88

注:信用等级定义为平台根据借款者提供的认证信息进行的信用等级评分(分为1~6个等级,1为信用评级最优,6为信用评级最差);年均消费额定义为随机试验前每个借款者的各年度历史消费额的平均值,单位百元人民币;历史借款次数是每个借款人截至提取数据之前(2018年2月)在该平台上的借款订单总数。

3.2.2 借款订单信息

表2汇报了全样本借款订单数据和提额后首次借款订单数据的描述性统计,包括借款金额、利

率等级、借款时间、还款期限、还款期数、每期还款的逾期情况、每期还款的完成状态。

表2第一部分的全样本订单信息显示,每笔

⑤ 借款者和借款订单信息样本数据与我国互联网金融专项委员会披露的现金贷行业数据基本匹配。行业数据显示,20岁~30岁与30岁~40岁的用户数分别占用户总数的40.76%和27.71%;男性用户占66.65%;全部平台的人均借款金额约1 400元。

⑥ 信用等级反映了平台依据借款人特征信息进行的风险评级,特征信息包括借款者地址、学历、职业、收入等身份认证信息,出于篇幅限制未展示分类统计信息。

借款订单的平均金额是1 104元。第2行和第3行汇报借款订单的利率等级^⑦。平均利率等级是1.96,利率等级分为1~10共10个等级,是该平台根据借款者信息和借款记录生成的动态利率等级,等级越高代表借款者的可识别风险越大;对每个借款者而言,每笔借款对应的下一次借款的利率的平均利率等级是1.91。第4行显示,每笔借款订单平均还款期限为5个月,每月进行等额本息还款。

第5行~第9行汇报借款者的还款表现。全部借款订单样本的样本逾期率49%,表明近一半借款订单不能按时还款。违约的定义参考行业标准,即逾期天数大于60d(在稳健性检验中,调整定义为逾期大于40d和80d),全部借款订单样

本的违约率是20%,显著低于逾期率,渠道检验部分说明了催收效应对解释违约率和逾期率的差异起到一定作用。样本策略性逾期和违约的定义参考Dobbie和Skiba^[9]定义为该借款订单的逾期或违约现象出现在该笔借款的第一期还款日期中。样本策略性逾期率27%,策略性违约率2%。*payback*变量的定义是 $1 - overdue$,表示订单各还款期均无逾期现象,全样本订单中有51%借款的各期均按时还款。

第10行汇报借款发生年月,由于每笔借款的申请时间和放款时间的间隔通常小于24h,本文对二者不进行区分。样本中最早一笔借款发生在2014年3月,近半数借款发生在2017年。

表2 借款订单的描述性统计

Table 2 Summary statistics on loan order information

	变量名	观测值	平均值	标准差	P25	中间值	P75
全部订单信息							
金额/(百元)	<i>loanamt</i>	17 468	11.04	18.23	4.48	8.04	14.53
利率等级	<i>interest</i>	17 468	1.96	0.91	1	2	2
下期利率等级	<i>r_1</i>	11 325	1.91	1.21	1	2	2
还款期数	<i>term</i>	17 468	5.29	3.88	2	4	6
是否逾期	<i>overdue</i>	17 468	0.49	0.50	0	0	1
是否违约	<i>default</i>	17 468	0.20	0.31	0	0	0
策略性逾期	<i>overdue_1</i>	17 468	0.27	0.44	0	0	1
策略性违约	<i>default_1</i>	17 468	0.02	0.15	0	0	0
按时还款	<i>payback</i>	17 468	0.51	0.58	0	0	1
借款日期	<i>date</i>	17 468	2016/11/20	175.06	2016/7/2	2017/4/1	2017/7/12
实验后首次借款订单							
金额/(百元)	<i>loanamt</i>	2 101	14.85	15.38	5.50	10	19.98
利率等级	<i>interest</i>	2 101	1.97	0.91	1	2	2
下期利率等级	<i>r_1</i>	1 370	1.91	1.02	1	2	2
还款期数	<i>term</i>	2 101	4.18	3.11	2	3	6
是否逾期	<i>overdue</i>	2 101	0.46	0.48	0	1	1
是否违约	<i>default</i>	2 101	0.19	0.40	0	0	0
策略性逾期	<i>overdue_1</i>	2 101	0.25	0.49	0	0	1
策略性违约	<i>default_1</i>	2 101	0.02	0.21	0	0	0
按时还款	<i>payback</i>	2 101	0.54	0.48	0	0	1

注:利率等级是借款者面对的利率相对高低(1~10共10个等级,数值越大代表利率越高);还款期数是分几次还清贷款(每期间隔为一个月);逾期虚拟变量定义为1当且仅当该笔借款至少有一期未按时还款;违约定义为1当且仅当该笔借款至少有一期的借款逾期天数超过60d;策略性逾期定义为1当且仅当该笔借款的第一期出现逾期;策略性违约定义为1当且仅当该笔借款的第一期逾期超过60d。

⑦ 信用等级信息与利率等级信息不同。前者是借款人在初次登录平台时平台根据借款人的身份认证信息所赋予借款人的信用评级,同一个借款人对一个信用等级。后者是根据借款人的动态借款变量和其它平台的交易等行为信息实时更新的信息,同一个借款人的不同借款订单所对应的利率等级信息不同。在回归中将利率等级和信用等级信息同时作为控制变量不存在多重共线性问题。

核心回归使用随机实验结束后 150 d 以内借款者首次借款的数据. 表 2 第二部分汇报子样本描述性统计数据. 子样本描述与全样本描述的变量定义相同, 第 1 行显示, 随机实验结束后 150 d 以内借款者首次借款的平均借款金额是 1 485 元, 高于全样本的平均借款金额. 第 2 行 ~ 第 3 行显示, 随机实验完成后首次借款的平均利率等级是 1.97, 高于随机实验完成后首次借款的下一期借款的平均利率等级 1.91. 第 5 行 ~ 第 8 行显示借款的逾期和违约情况, 样本逾期率 46%, 违约率 19%; 从第一期开始逾期的策略性违约率 25%, 从第一期开始违约的策略性违约 2%. 最后一行显示, 54% 的借款订单各期均按时还款.

3.3 随机性检验

平台对于进入实验的 2 115 个借款者进行随机分组, 分组随机性是实证分析前提和基础, 本节给出随机性检验结果. 表 3 分别汇报了“实验组”和“对照组”借款者核心特征变量以及二者差异. 核心特征变量既包括性别、年龄、消费水平等借款者个人特征信息, 也包括平台根据借款者风险给予的信用等级和信贷额度. 表 3 前 6 行显示, “实验组”和“对照组”的借款者在实验发生之前的核心特征变量没有显著差异. 表 3 最后两行表明, “实验组”的实验后信贷额度 (*creditafter*) 显著高于“对照组”, “实验组”实验后首次借款的借款金额 (*loanamt*) 也显著高于“对照组”. 验证了 *appv* 变量在借款者之间的随机性.

表 3 实验组与对照组之间的 T 检验

Table 3 T-test on treatment group and control group

变量	对照组 (<i>appv</i> = 0)			实验组 (<i>appv</i> = 1)			对照组 - 实验组	
	均值	标准误	样本量	均值	标准误	样本量	差值	<i>t</i> 统计量
<i>sex</i>	0.79	0.01	547	0.79	0.02	1 554	-0.00	-0.01
<i>age</i>	31.06	0.16	547	31.21	0.25	1 554	-0.54	-1.24
<i>rating</i>	2.89	131.22	547	2.88	132.88	1 554	0.01	1.20
<i>avgcon</i>	132.67	262.23	541	134.05	259.33	1 539	-1.38	-1.44
<i>interest</i>	2.23	0.26	547	2.33	0.31	1 554	-0.09	-0.98
<i>creditbefore</i>	26.67	0.68	547	26.38	0.54	1 554	0.29	0.78
<i>creditafter</i>	26.78	0.68	547	35.20	0.11	1 554	-10.42	-6.64 ***
<i>loanamt</i>	12.01	0.39	547	19.21	0.83	1 554	-8.02	-12.62 ***

注: *** 表示在 1% 水平下统计显著, ** 表示在 5% 水平下统计显著, * 表示在 10% 水平下统计显著.

4 实证结果

4.1 核心回归结果

实证策略主要分为两部分: 1) 分析借款金额和违约行为之间的因果关系, 识别激励效应, 并记为 IV; 2) 分析借款金额和违约行为之间的相关性, 并记为 OLS. 由于相关性既包含激励效应又包含选择效应, 因此选择效应是相关性剔出

因果影响后剩余的部分, 即 OLS - IV. 本节首先给出激励效应的实证结果, 再给出选择效应的实证结果.

4.1.1 激励机制

激励机制的估计方法是利用研究平台在借款者中随机提升借款限额的“随机实验”, 采用工具变量方法识别借款金额对违约行为影响的因果效应^⑧. 具体实证策略是使用是否进入“实验组” (*appv*) 作为借款金额 (*loanamt*) 的工具变

⑧ 工具变量二阶段回归法的优势在于既避免了在回归中加入过多控制变量, 同时解决了控制变量被遗漏或者存在未知控制变量时带来的问题^[34, 35].

量,将违约行为对借款金额进行工具变量二阶段回归,从而识别借款金额对违约行为的因果影响.随机性保证“实验组”和“对照组”的借款者具有平均意义上相同的风险特征,而“实验组”借款者信贷额度更高意味着可以选择更大借款金额,因此“实验组”和“对照组”借款者的违约行为差异来自借款金额的因果效应.具体实证模型如下

$$loanamt_i = \alpha_1 + \beta_1 appv_i + \gamma X_i + \varepsilon_i \quad (5)$$

$$default_i = \alpha_2 + \beta_2 \widehat{loanamt}_i + \gamma X_i + \varepsilon_i \quad (6)$$

首先针对回归模型(5),将借款金额 $loanamt$ 作为被解释变量,对虚拟变量 $appv$ 做回归.控制变量 X_i 包括借款利率、借款者的消费水平、年龄、性别以及信用评级.核心解释变量 $appv$ 的系数 β_1 是本文关心的系数,这是因为,使用工具变量的两个前提是外生性和相关性,前者已在 3.3 节进行检验.相关性指“实验组”比“对照组”的借款者在实验结束后的初次借款的借款金额显著更大,即 β_1 显著大于零.

其次根据回归模型(6),使用是否违约 $default$ 做被解释变量,把 $\widehat{loanamt}$ 做核心解释变量.其中, $\widehat{loanamt}$ 表示式(5)中被解释变量 $loanamt$ 的估计值,代表借款金额 $loanamt$ 受随机实验的外生性影响部分. X_i 表示借款层面的控制变量,与模型(5)相同,在此不赘述.估计值 $\widehat{loanamt}$ 的系数 β_2 是本文关心的参数,该系数表示使用 $appv$ 做借款金额 $loanamt$ 工具变量后,借款金额的变化对违约行为的因果影响,代表借款者的激励行为^⑨.

值得注意的是,模型(6)中被解释变量是二值变量.核心回归参考 Dobbie 和 Skiba^[9] 使用 OLS 线性回归模型对模型(6)进行估计.相关文献表明^[33],线性概率模型的平均边际效应和线性

模型系数在因变量平均值位于 0.8 以下时非常相近^⑩.模型(6)的因变量是违约率,在最严格的定义下依旧小于逾期率,而逾期率的平均值是 50%,小于 0.8.基于此,核心回归选取经济学含义更加明确的线性回归模型进行估计.当然下文 4.2 节稳健性检验也给出了线性概率模型的估计结果

表 4 汇报了回归模型(5)的实证结果.根据表 4 第 1 列, $appv$ 的系数显著,从经济意义上来说,“实验组”借款者相比“对照组”在下一笔借款中平均意义上多借 1 055 元.进一步验证回归结果的稳健性,表 4 第 2 列~第 5 列分别加入不同控制变量进行回归,控制变量包括利率等级、消费水平、性别年龄以及信用评级.结果显示, $appv$ 的系数依然显著.因此,工具变量满足相关性假设.

表 5 展示了模型(6)的回归结果.最后一行显示,工具变量回归第一阶段 F 值均大于 10,表明工具变量不是弱工具变量^[36],进一步验证了第一阶段回归中使用的工具变量 $appv$ 的可行性.第 1 列~第 5 列 $\widehat{loanamt}$ 的系数显著为负,表明借款金额外生性提高可以促进违约概率下降,与正向激励机制相一致.控制其它因素后 $\widehat{loanamt}$ 的系数为 -0.036 ,说明借款金额边际上每增加 100 元(占样本平均借款金额 1 485 元的 6.7%),违约概率下降 3.6 个百分点,下降幅度是该样本平均违约率(19%)的 17.3%.

从经济意义上看,借款金额每增加 300 元,违约概率下降 10%,下降幅度超过该平台平均违约率 19%的一半.这与文献中的正向激励现象较为一致:美国发薪日贷的借款金额每增加 50 美元(50 美元是文献中典型的信贷可得性阶梯),违约率下降 6.4%,下降幅度是平均违约率 20%的 32%^[9].

⑨ 本文还探讨了使用信用额度变量 ($creditafter$) 作为外生变量来识别借贷金额对违约行为的因果效应的可行性.答案是否定的,因为信用额度变量具有内生性,即使高风险借款者的信贷额度被随机性地提高,仍然小于低风险借款者,实验后具有相同信用额度的借款者之间具有系统性的违约风险差异,不满足排他性假设.因此,使用 $appv$ 作为工具变量来识别借贷金额对违约行为的因果效应是最可行的方法.

⑩ <https://statisticalhorizons.com/when-can-you-fit>

表 4 第一阶段回归(工具变量相关性检验)

Table 4 First-stage regression (relevance condition test for IV)

被解释变量	loanamt				
	(1)	(2)	(3) _s	(4)	(5)
<i>appv</i>	10.55 *** (12.07)	10.24 *** (11.75)	10.23 *** (11.74)	10.58 *** (10.83)	10.48 *** (10.53)
<i>interest</i>		0.20 *** (4.33)	0.19 *** (4.31)	0.19 *** (3.74)	0.19 *** (3.81)
<i>logcon</i>			-0.00 (0.01)	-0.02 (-0.29)	-0.08 (-0.25)
<i>age</i>				0.01 *** (3.11)	0.01 *** (3.25)
<i>sex</i>				0.62 ** (2.33)	0.61 ** (2.42)
<i>rating</i>					0.19 * (1.84)
样本量	2 101	2 101	2 080	2 080	2 080
<i>F</i>	145.62	83.08	85.35	84.29	82.14
<i>R</i> ²	0.09	0.10	0.10	0.10	0.11

注：解释变量部分的第一行是系数估计值，第二行括号内为 *t* 统计量；*** 表示在 1% 水平下统计显著，** 表示在 5% 水平下统计显著，* 表示在 10% 水平下统计显著；*R*² 是调整后的系数；*F* 统计量原假设是全部系数均为零。

表 5 第二阶段回归(激励效应检验)

Table 5 The second-stage regression (test for incentive effect)

被解释变量	default				
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
<i>loanamt</i>	-0.038 ** (-2.45)	-0.038 ** (-2.30)	-0.039 ** (-2.41)	-0.037 ** (-2.56)	-0.036 ** (-2.39)
<i>interest</i>		0.040 *** (4.43)	0.029 *** (3.36)	0.032 *** (3.28)	0.031 *** (3.25)
<i>logcon</i>			-0.000 *** (-2.53)	-0.001 *** (-2.33)	-0.001 *** (-2.32)
<i>age</i>				0.006 *** (3.84)	0.005 *** (3.59)
<i>sex</i>				-0.029 (-1.25)	-0.026 (-1.21)
<i>rating</i>					0.009 (1.25)
样本量	2 101	2 101	2 080	2 080	2 080
<i>R</i> ²	0.02	0.03	0.03	0.04	0.04
一阶段 <i>F</i> 值	145.62	83.08	85.35	82.14	82.24

注：解释变量部分的第一行是系数估计值，第二行括号内为 *t* 统计量；*** 表示在 1% 水平下统计显著，** 表示在 5% 水平下统计显著，* 表示在 10% 水平下统计显著；*R*² 是调整后的系数；一阶段 *F* 统计量原假设是回归系数为零。

将实证结果与理论模型相结合，实证结果的经济含义是信贷限额提升对还款成本的边际影响

大于对违约成本的边际影响，即 $(-\frac{\partial U_2}{\partial \alpha} \frac{\partial \alpha}{\partial L} R > -$

$\frac{\partial C}{\partial a} \frac{\partial a}{\partial L})$ 。又因为表 4 回归结果表明信贷限额提升

对借款金额有正向影响，即 $(\frac{\partial \alpha}{\partial L} > 0)$ ，因此表 5

实证结果与假设 1a $\left(-\frac{\partial U_2}{\partial a} R > -\frac{\partial C}{\partial a}\right)$ 一致, 借款金额的增加对还款成本的边际影响大于对违约成本的边际影响, 借款者表现出正向激励效应.

4.1.2 选择机制

本节以违约行为 (*default*) 作为被解释变量, 借款金额 (*loanamt*) 作为核心解释变量进行 OLS 回归. 回归模型如下

$$default_i = \alpha_3 + \beta_3 loanamt_i + \gamma X_i + \varepsilon_i \quad (7)$$

回归模型(7)与回归模型(6)相比, 被解释变量和控制变量相同, 只有核心解释变量不同. 核心解释变量是借款金额 *loanamt*, β_3 是本文关心的系数, 若该系数显著, 则 $\beta_3 - \beta_2$ 可以估计出选择

效应.

表 6 展示了回归模型(7)的回归结果. 结果显示, *loanamt* 的系数在相关性回归中该系数显著为正. 模型(7)中的回归系数显著为正, 而模型(6)中的系数显著为负, 表明借款者表现出的逆向选择效应比正向激励效应在经济意义上更加显著, 从而使得二者的叠加效果呈现负向的相关关系. 具体而言, 表 6 第 5 列显示, 借款金额每增加 100 元伴随着违约风险上升 8.7 个百分点, 即 $\beta_3 = 8.7$. 表 5 的第 5 列显示 $\beta_2 = -3.6$. 综合来看, 逆向选择效应显著: 选择多借 100 元的借款者其违约风险, 相比选择少借 100 元的借款者来说, 高出 12.3 ($= \beta_3 - \beta_2 = 8.7 + 3.6$) 个百分点.

表 6 相关性回归 (选择效应检验)

Table 6 The correlation regression (test for selection effect)

被解释变量	<i>everdefault</i>				
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
<i>loanamt</i>	0.085 *** (3.77)	0.072 *** (3.15)	0.086 *** (3.46)	0.087 *** (3.21)	0.087 *** (3.20)
<i>interest</i>		0.041 *** (3.78)	0.034 *** (3.35)	0.032 *** (3.58)	0.029 *** (3.31)
<i>logcon</i>			-0.001 *** (-4.28)	-0.001 *** (-4.63)	-0.001 *** (-4.56)
<i>age</i>				0.007 *** (3.67)	0.006 *** (3.59)
<i>sex</i>				-0.029 (-1.26)	-0.026 (-1.25)
<i>rating</i>					0.019 * (1.86)
样本量	2 101	2 101	2 080	2 080	2 080
R^2	0.01	0.02	0.03	0.04	0.04

注: 解释变量部分的第一行是系数估计值, 第二行括号内为 *t* 统计量; *** 表示在 1% 水平下统计显著, ** 表示在 5% 水平下统计显著, * 表示在 10% 水平下统计显著; R^2 是调整后的系数.

为了直观说明逆向选择效应, 图 3 将表 5 的第 1 列 ~ 第 5 列 *loanamt* 的系数 (空心方形) 与表 6 第 1 列 ~ 第 5 列 *loanamt* 的系数 (实心圆形) 分别通过画图的形式做对比, 其中粗线代表 95% 的置信区间, 细线代表 90% 的置信区间, 中心点所在的纵轴位置代表回归系数. 根据图 3, 空心方形表明借款金额和策略性违约行为之间呈显著的正相关关系, 实心圆形表明借款金额对策略性违约行为的因果效应呈显著负相关关系, 且这一显著差异在控制了借款人的信用评级、性别、年龄和消费水平等一系列特征之后仍然是稳健的. 这说明, 借款金额和策略性违约行为之间的显著正相关关系

不是由借款金额的因果效应导致的, 而是由未识

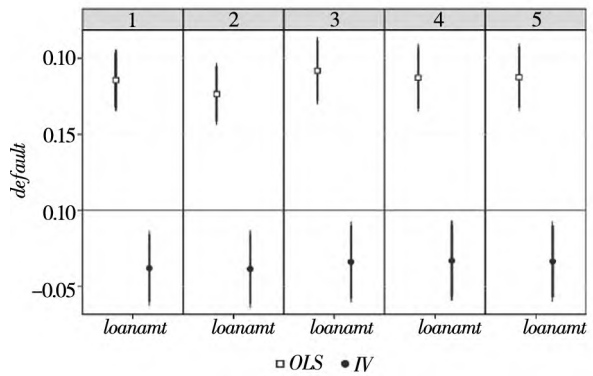


图 3 选择效应

Fig. 3 Selection effect

别的高风险借款人的逆向选择导致的。

4.2 稳健性检验

4.2.1 更改违约变量定义

核心回归对被解释变量(是否违约, *default*)的定义是:若该笔贷款各期还款中存在至少一期的逾期天数超过60 d,则定义为该笔贷款违约.本节对此定义稍作调整:1)虚拟变量 *default_40*:若该比贷款各期还款中存在一期的逾期天数超过40 d,则定义为1;2)虚拟变量 *default_80*:若该比贷款各期还款中存在一期的逾期天数超过80 d,则定义为1.

表7第1列~第2列分别给出了被解释变量是 *everdefault_40* 时,实证模型(6)和实证模型(7)

的回归结果.第1列 *loanamt* 系数显示,借款金额每外生性增加100元,违约风险下降3.0个百分点,表明正向激励行为存在.第2列 *loanamt* 系数显示,借款金额每增加100元伴随着逾期超过40 d的概率上升8.3个百分点.综合来看,在更严格的违约定义下,逆向选择效应依然显著:选择多借100元的借款人逾期超过40 d的风险比选择少借100元的借款人高11.3个百分点.

表7第3列~第4列分别给出被解释变量是 *everdefault_80* 时,实证模型(6)和实证模型(7)的回归结果.回归结果表明,在更宽松的违约定义下,正向激励和逆向选择效应依然显著.

表7 稳健性检验(改变违约变量定义)

Table 7 Robustness test (change the measure of default)

被解释变量	<i>default_40</i>		<i>default_80</i>	
	IV	OLS	IV	OLS
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>loanamt</i>	-0.030 ** (-2.56)	0.083 *** (4.30)	-0.042 *** (-2.29)	0.089 *** (4.33)
<i>interest</i>	0.029 *** (3.25)	0.034 *** (3.54)	0.029 *** (3.28)	0.035 *** (3.55)
<i>logcon</i>	-0.001 *** (-2.82)	-0.001 *** (-4.35)	-0.001 *** (-2.97)	-0.001 *** (-4.42)
<i>age</i>	0.007 *** (-3.81)	0.007 *** (-3.72)	0.004 *** (-3.83)	0.009 *** (-3.58)
<i>sex</i>	-0.030 (-1.38)	-0.029 (-1.46)	-0.027 (-1.46)	-0.029 (-1.29)
<i>rating</i>	0.008 (1.25)	0.029 * (1.86)	0.005 (1.22)	0.022 * (1.89)
样本量	2 080	2 080	2 080	2 080
R^2/F 统计量	12.31	0.04	11.37	0.04

注:解释变量部分的第一行是系数估计值,第二行括号内为 *t* 统计量;***表示在1%水平下统计显著,**表示在5%水平下统计显著,*表示在10%水平下统计显著; R^2 是调整前的系数; F 统计量原假设是回归系数为零;OLS回归汇报 R^2 ,IV回归汇报 F 统计量.

4.2.2 线性概率模型

回归模型(6)和回归模型(7)使用线性回归模型,本节把线性模型调整为线性概率模型回归,进行稳健性检验.回归方程如下

$$\text{Prob}(\text{default}_i = 1) = \Phi(\alpha_4 + \beta_4 \widehat{\text{loanamt}}_i + \gamma X_i + \varepsilon_i) \quad (8)$$

$$\text{Prob}(\text{default}_i = 1) = \Phi(\alpha_5 + \beta_5 \widehat{\text{loanamt}}_i + \gamma X_i + \varepsilon_i) \quad (9)$$

回归模型(8)是 Probit IV 回归模型的第二阶段回归,第一阶段回归仍然使用线性回归模型(1);回归模型(9)是 Probit 回归模型. $\Phi(\cdot)$ 代表标准正态分布的累积分布函数, $\widehat{\text{loanamt}}_i$ 仍然代表模型(5)中被解释变量的估计值,控制变量 X_i 不做改变.

表8的第1列和第2列汇报了模型(8)的回归结果,第3列和第4列汇报了模型(9)的回归结果.变量前系数代表平均边际效应,括号内代表

估计系数的 z 统计量. 第 2 列显示, 使用线性概率模型对激励效应进行估计的结果依然显著: 借款金额每外生性增加 100 元, 违约风险边际下降 2.8 个百分点. 第 4 列显示, 借款金额与风险之间存在显著正相关. 分析其边际效应得, 平均而言借

款金额每增加 100 元, 伴随着该平台违约风险上升 7.8 个百分点. 综合来看, 使用线性概率模型对逆向选择进行估计结果依然显著: 选择多借 100 元的借款人违约风险比选择少借 100 元的借款人高 10.6 个百分点.

表 8 稳健性检验 (线性概率模型)

Table 8 Robustness test (linear probability model)

被解释变量	default			
	Probit IV 模型		Probit 模型	
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>loanamt</i>	-0.025 ** (-2.16)	-0.028 *** (-2.95)	0.075 *** (3.36)	0.078 *** (3.32)
<i>interest</i>		0.024 *** (3.23)		0.034 *** (2.54)
<i>logcon</i>		-0.001 *** (-3.90)		-0.001 *** (-3.52)
<i>age</i>		0.003 *** (3.84)		0.005 *** (3.25)
<i>sex</i>		-0.015 (-1.26)		-0.019 (-1.59)
<i>rating</i>		0.002 (1.26)		0.002 * (1.90)
样本量	2 101	2 080	2 101	2 080
伪 R^2 统计量			0.04	0.04
LR Chi2/Wald Chi2	410.23	417.10	437.35	448.51

注: 解释变量部分的第一行是平均边际效应, 第二行括号内为 z 统计量; *** 表示在 1% 水平下统计显著, ** 表示在 5% 水平下统计显著, * 表示在 10% 水平下统计显著; Probit 模型汇报 LR Chi2, Probit IV 模型汇报 Wald Chi2.

4.3 渠道分析

为何广泛存在于车贷、房贷和信用卡市场^[7, 8]等传统信贷市场上的道德风险没有在现金贷市场上出现? 本节分析正向激励的存在机制.

正向激励效应对应模型中的参数 ($U_2R < \frac{\partial C}{\partial a}$), 即借款金额增加对还款成本的边际影响

U_2R 小于违约成本的边际影响 $\frac{\partial C}{\partial a}$. 其中 $\frac{\partial C}{\partial a}$ 代表借款金额对违约成本函数的影响, 由 $U_2R > 0$, 可得 $\frac{\partial C}{\partial a} > 0$. 说明借款者的违约成本随着借款金额的增大而增大. 进一步把违约成本分解为两部分: 实现成本 (RealizedCost, C_r) 和机会成本 (OpportunityCost, C_o). 实证结果表明, 实现成本 C_r 和机会成本 C_o 与借款金额均呈正相关关系.

4.3.1 实现成本渠道

实现成本 C_r 刻画的是催收成本. 当借款出现逾期时, 现金贷平台对于借款者的实现成本体现在催收惩罚上. 催收的核心功能是对借款人进行提醒并增加一定压力, Gross 和 Souleles^[37] 针对美国信用卡市场的实证研究发现, 控制持卡人信用风险后, 催收的违约成本上升会降低信用卡的违约率. 现金贷市场整体逾期率较高, 平台一般会委托第三方公司, 通过对催收环节的投入实现逾期借款回收. 催收有两种典型的表现形式. 一是在与借款者沟通过程使用语言暴力, 通过谩骂、侮辱等粗暴形式给借款人带来违约成本; 二是利用借款人提供的手机通讯录信息, 面向联系人进行催收. 借款人逾期的信息被其亲朋好友知晓会给违约者带来较大的声誉成本^[38], 进而提高借款人的违约成本.

事实上, 样本数据的描述性统计已表明, 借款

订单的逾期率和违约率有显著性差异,近80%的逾期贷款在60 d内归还.对此与现金贷平台进行沟通,平台对逾期的借款人进行催收,为最大化催收行为的预期收益,平台在催收的选择上会优先催收大额借款^[10].这就意味着,从借款者的角度来看,大额借款面对的预期催收成本更高,即 $\frac{\partial C_r}{\partial a} > 0$.

下面通过实证分析对此猜测进行检验.参考Liao等^[10],选取全部借款订单中的逾期借款子样本,使用逾期子样本中的违约变量来表示催收对借款者还款意愿的影响,具体回归模型如下

$$default_i | (overdue_i = 1) = \alpha_6 + \beta_6 loanamt_i + \gamma X_i + \varepsilon_i \quad (10)$$

其中 $default_i | (overdue_i = 1)$ 代表逾期借款子样本的违约行为,表示催收对借款者还款意愿的影响.控制变量 X_i 不做改变.本文关心是核心解释变量 $loanamt_i$ 的系数,该系数代表借款金额对催收成本的影响.若该系数为负,说明大额借款受到催收的影响更大,导致违约率下降.

表9第1列和第2列展示了回归模型(10)的结果.第1列表明,在全部借款订单的逾期子样本(占全样本的49%)中,借款金额每增加100元,最终违

约概率下降7.9%,说明大额借款的催收效应更高.第2列表明,在随机实验后首次借款订单的逾期子样本中(占实验后首次借款样本的46%),借款金额的系数显著为负,借款金额每增加100元,最终违约的概率下降7.5%.

参考Dobbie和Skiba^[9],对违约和逾期的定义调整为从第一期就开始违约(策略性违约)和逾期(策略性逾期).结合理论分析,策略性违约是指借款者具备还款能力但仍然选择策略性逾期,即第二期的收入大于还款本息 $y_2 + \varepsilon^*(a, L, \theta) > Ra$.策略性违约能够更精确地刻画催收对借款者还款意愿而不是还款能力的影响.

按照调整后的违约和逾期定义,表9的第3列和第4列展示了回归模型(10)的回归结果.结果显示,无论是全部借款订单的策略性逾期子样本(占全样本的29%),还是实验后首次借款订单的策略性逾期子样本(占实验后首次借款样本的25%),借款金额前系数显著为负,借款金额每增加100元,伴随着策略性逾期后违约的概率下降7.4%~7.7%.说明借款金额越大,催收对借款者的还款意愿影响越大,从而降低策略性违约概率.

表9 借款金额对催收成本的影响

Table 9 Effect of loan amount on collection cost

被解释变量	子样本 $overdue = 1$		子样本 $overdue_1 = 1$	
	$default$		$default_1$	
	全部借款订单中的子样本	实验后首次借款订单中的子样本	全部借款订单中的子样本	实验后首次借款订单中的子样本
	(1)	(2)	(3)	(4)
$loanamt$	-0.079 *** (-8.25)	-0.075 *** (-2.96)	-0.077 *** (-9.67)	-0.074 *** (-3.82)
$interest$	0.051 *** (9.10)	0.032 *** (2.07)	-0.007 *** (-7.60)	-0.035 *** (-2.01)
$logcon$	-0.001 *** (-7.10)	-0.001 *** (-3.25)	-0.001 *** (-9.25)	-0.001 *** (-2.64)
age	0.008 *** (7.67)	0.007 *** (3.67)	0.005 *** (8.63)	0.001 (0.43)
sex	-0.007 *** (-5.72)	-0.006 * (-1.72)	-0.006 *** (-4.48)	-0.007 * (-1.89)
$rating$	0.003 (1.22)	0.005 * (1.82)	0.006 (0.48)	0.003 * (1.91 *)
样本量	8 641	856	4 710	498
R^2	0.06	0.05	0.06	0.05

注：解释变量部分的第一行是系数估计值,第二行括号内为 t 统计量; *** 表示在1%水平下统计显著, ** 表示在5%水平下统计显著, * 表示在10%水平下统计显著; R^2 是调整后的系数.

4.3.2 机会成本渠道

机会成本 C_o 是按时还款的边际收益, 借款者按时还款能够获得未来流动性, 即未来以更低成本获得更大借款的选择权. 受到极端信贷约束的借款者面对更大借款金额的还款激励更高 (即 $\frac{\partial C_o}{\partial a} > 0$). 现金贷平台的动态激励机制涉及到信贷额度和利率成本的动态调整, 借款者归还更大金额的借款, 意味着在未来能够以更低成本获得大额借款.

首先对借款者的信贷约束程度做定量分析. 使用是否通提额申请 ($appv$) 作为工具变量, 将借款金额 ($loanamt$) 对信贷额度 ($creditafter$) 做回归的两阶段回归. 信贷额度 ($creditafter$) 的回归系数代表了信贷额度对借款金额的因果影响. 实证模型如下

$$creditafter = \alpha_7 + \beta_7 appv_i + \gamma X_i + \varepsilon_i \quad (11)$$

$$loanamt_i = \alpha_8 + \beta_8 \widehat{creditafter}_i + \gamma X_i + \varepsilon_i \quad (12)$$

其中 $\widehat{creditafter}$ 代表模型 (11) 被解释变量估计值, 控制变量 X_i 仍然不做改变.

表 10 展示了回归模型 (12) 的回归结果: 信贷额度每外生性地增加 100 元, 借款金额相应增加 67 元 ~ 77 元, 现金贷平台借款者的信贷约束程度相比文献更大. 例如, Gross 和 Souleles^[37] 发现信用卡信贷额度提升能够带来 10% ~ 14% 的借贷金额增长; Agarwal^[39] 发现每 1 000 美元的信用卡额度增长带来 500 美元的使用值增长; Dobbie 和 Skiba^[9] 在美国发薪日贷市场上测算的信贷约束在 39% 和 44% 之间. 上述文献中测算的信贷约束程度都小于研究使用现金贷平台数据测算的信贷约束程度.

表 10 放松信贷约束对借款金额的影响 (2SLS)

Table 10 Effect of alleviating credit constraint on loan amount (2SLS)

被解释变量	因变量: $loanamt$				
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
$creditafter$	0.770 *** (5.73)	0.751 *** (5.69)	0.670 *** (4.84)	0.672 *** (4.84)	0.670 *** (4.81)
$interest$		2.010 *** (2.90)	2.161 *** (3.36)	2.153 *** (2.62)	2.051 *** (2.60)
$logcon$			-0.001 ** (-1.83)	-0.002 (-1.22)	-0.002 (-1.21)
age				0.012 (0.67)	0.011 (0.61)
sex				0.070 (0.41)	0.071 (0.42)
$rating$					0.025 (0.43)
样本量	2 101	2 101	2 080	2 080	2 080
F 值	32.85	20.84	20.08	20.55	20.55
R^2	0.04	0.05	0.05	0.06	0.06

注: 解释变量部分的第一行是系数估计值, 第二行括号内为 t 统计量; *** 表示在 1% 水平下统计显著, ** 表示在 5% 水平下统计显著, * 表示在 10% 水平下统计显著; R^2 是调整后的系数; F 统计量原假设是回归系数为零.

下面检验现金贷平台利率动态调整机制, 将下一期借款成本 (r_{-1}) 对当期按时还款行为 ($payback$) 做回归, 回归模型如下

$$r_{-1}_i = \alpha_9 + \beta_9 payback_i + \gamma X_i + \varepsilon_i \quad (13)$$

其中 $payback_i$ 定义为 $1 - overdue$, 该笔借款各还款期都没有逾期时定义为 1. r_{-1} 对应同一个借款者初次借款后在该平台重复借款的借款利率等级. 控制变量 X_i 仍然不做改变.

表 11 当期还款对下期利率成本的影响

Table 11 Effect of current payback on next period interest cost

被解释变量	r ₁					
	全部借款订单			实验后首次借款订单		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
<i>payback</i>	-0.339*** (-5.84)	-0.332*** (-5.77)	-0.334*** (-5.70)	-0.399*** (-2.84)	-0.381*** (-2.77)	-0.384*** (-2.85)
<i>interest</i>	0.202*** (5.52)	0.226*** (5.32)	0.226*** (5.32)	0.199*** (4.54)	0.230*** (4.58)	0.234*** (4.58)
<i>logcon</i>	0.001** (2.28)	0.002** (2.35)	0.002** (2.18)	0.002** (2.01)	0.001** (1.54)	0.001** (1.23)
<i>age</i>		0.005*** (2.88)	0.005*** (2.88)		-0.001 (0.88)	-0.001 (0.89)
<i>sex</i>		-0.159*** (-2.29)	-0.159*** (-2.28)		-0.159*** (-2.75)	-0.159* (-1.76)
<i>rating</i>			0.151 (1.21)			0.134 (1.05)
样本量	8 528	8 528	8 528	1 323	1 323	1 323
R ²	0.04	0.05	0.05	0.03	0.04	0.04

注：解释变量部分的第一行是系数估计值，第二行括号内为 *t* 统计量；*** 表示在 1% 水平下统计显著，** 表示在 5% 水平下统计显著，* 表示在 10% 水平下统计显著；R² 是调整后的系数。

表 11 展示模型 (13) 的回归结果。为了检验动态激励机制不仅存在于随机实验之后，表 11 的第 1 列 ~ 第 3 列针对全部借款订单进行动态激励机制的检验。*payback* 的系数显著为负，说明该平台上的动态激励机制是针对所有借款者的所有借款期间。表 11 第 4 列 ~ 第 6 列使用实验后首次借款订单样本再次对模型 (13) 进行回归。*payback* 的系数显示，当期按时还款会带来下一期利率下降 0.384 个等级，考虑到平均利率等级为 1.97，下一期利率下降幅度为平均利率等级的 19.5%。

上述实证结果检验了机会成本渠道，即受到极端信贷约束的借款者对大额借款违约的机会成本更高 $\left(\frac{\partial C_o}{\partial a} > 0\right)$ ：对大额借款违约意味着失去更高的信贷额度，以及未来以更低成本获得大额借款的机会。

4.3.3 其它讨论

本文从还款意愿的渠道对正向激励做出了解释，大额借款者面临的催收效应和流动性效应增大了借款者的还款意愿。还有一种可能的解释是

借款金额的增大提高了借款人的还款能力。比如，如果通讯设备或水电被切断，那么重新启动这些服务所耗时间成本和费用很有可能超过了借款利息。Bertrand 和 Morse^[40] 发现，近一半的借款者用贷款去支付账单、应对紧急情况、交通费用、购买食物或者归还其它债务。Elliehausen 和 Lawrence^[41] 发现，近一半的借款者用贷款来应对未预期的费用冲击，近五分之一的人用来应对未预期的收入冲击；只有三分之一的借款人没有特定紧急情况，借款仅仅用来酌情支出。从这个角度来说，大额借款在一定意义上解借款人燃眉之急，增强其未来的还款能力。

此外，行为经济学也能够解释正向激励的存在^[42-44]。比如，如果借款者受到有限注意的影响，而大额借款显然更加重要，相比小额贷款能够获得借款者的更多注意力，受到有限注意力影响的前瞻性借款人可能会通过设置备忘录提醒或者借助按时还款设备来应对大额贷款的按时还款^[45]。还有一种解释是 Lowenstein 和 Prelec^[46] 所提出的幅度效应，借款人对小额贷款的折现大于

大额贷款。受限于数据可得性,没有对上述可能的存在机制给出实证检验。

4.4 拓展研究

本研究最后给出正向激励和逆向选择效应在不同群体上的差异,为信贷机构的贷前审查和激励机制设计提供实践参考。在回归模型(6)和回归模型(7)的基础上加入性别与金额的交互项^①,表12第1列和第2列交互项系数显示,女性的正向激励效果显著高于男性,对于女性来讲,借款金额每外生性增加100元,违约率下降4.2%。而女性和男性在逆向选择程度上没有显著差异。对于信贷机构而言,在激励机制设计上要格外关注男性借款者的行为,要考虑到违约成本在不同性别间存在显著差异。

本研究关于性别差异的结论与Karlan和Zinman^[19]的发现一致,该文发现道德风险仅存在于男性,而女性没有表现出显著的道德风险,虽然该文没有就这种性别差异给出明确的答案,但有研究认为女性在地域之间的流动性低于男性^[47],对女性的贷后监控成本相对较低。违约成本对女性来说相对较高,因此女性具有较高的还款激励。还有研究通过对全球70个国家371个小微信贷机

构的借款数据分析发现,女性的还款表现要好于男性^[48],借贷机构也会更愿意为女性提供贷款,主要是因为借贷行为对女性的朋辈压力更大,同时女性在与借贷机构的沟通过程中更敏感和谨慎。

表12第3列和第4列交互项系数显示,信用等级更差的借款者对于金额的逆向选择效应显著高于信用等级更好的借款者,但是他们面对金额的激励效应却没有显著的差异。该发现对于具有实践意义,在贷前审查环节,信贷公司要特别关注不同信用等级的借款者对于借款条约的选择行为。例如,如果一个信用等级较高的借款者在较大的信贷额度内选择了小额借款,意味着他的违约风险更低,那么当他重复借款再次选择小额借款的时候,可以考虑相应降低其借贷成本。相反,如果一个信用等级较差的借款者在的借款额度等于其信贷额度,即使他没有违约记录,他的借款金额选择行为暗示了他的潜在违约风险更大。放贷公司在贷前审查环节过程中,把借款者对借款金额的选择行为纳入风险识别因素,将有利于平台更好地识别借款者的风险,提高平台信用评级的有效性。

表 12 激励效应和选择效应的性别差异

Table 12 Incentive and selection effect: Heterogeneity in gender

被解释变量	<i>everdefault</i>			
	性别差异		信贷等级差异	
	IV	OLS	IV	OLS
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>loanamt</i>	-0.042 ** (-2.95)	0.084 *** (4.31)	-0.020 *** (-2.54)	0.043 ** (2.06)
<i>loanamt × sex</i>	0.013 *** (3.16)	0.006 (1.31)		
<i>loanamt × rating</i>			-0.003 (-1.54)	-0.006 *** (-3.06)
<i>interest</i>	0.025 *** (3.25)	0.034 *** (3.54)	0.028 *** (3.19)	0.038 *** (3.39)
<i>logcon</i>	-0.001 *** (-2.82)	-0.001 *** (-4.53)	-0.002 *** (-2.92)	-0.002 *** (-4.62)

① 感谢匿名审稿人的建议,由于男性和女性借款者样本量差异较大,采用子样本回归对比系数的方式不能直接说明性别差异,本文采用交互项的方式直接对不同群体的激励和选择效应的差异进行检验。

续表 12

Table 12 Continues

被解释变量	<i>everdefault</i>			
	性别差异		信贷等级差异	
	IV	OLS	IV	OLS
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>age</i>	0.005 *** (-3.25)	0.006 *** (-3.58)	0.004 *** (-3.34)	0.006 *** (-3.45)
<i>sex</i>	-0.020 (-1.25)	-0.019 (-1.16)	-0.027 (-1.44)	-0.023 (-1.12)
<i>rating</i>	0.010 (1.16)	0.019 (1.10)	0.017 (1.21)	0.011 (1.10)
样本量	2 080	2 080	2 080	2 080
R^2/F 统计量	12.32	0.04	12.21	0.05

注：解释变量部分的第一行是系数估计值，第二行括号内为 t 统计量；*** 表示在 1% 水平下统计显著，** 表示在 5% 水平下统计显著，* 表示在 10% 水平下统计显著； R^2 是调整前的系数； F 统计量原假设是回归系数为零；OLS 回归汇报 R^2 ，IV 回归汇报 F 统计量。

5 结束语

自 2009 年《消费金融公司试点管理办法》实施以来，在行业政策、应用技术与经济发展的共同驱动下，我国消费信贷行业得到了快速发展。金融科技在推进了消费金融行业发展的同时，也给学者研究消费金融行业的微观结构带来实验场所。

在此背景下，本文为道德风险和逆向选择效应在我国金融科技信贷市场上的占优情况提供了数据支持。研究发现，逆向选择在统计和经济意义上都十分显著，违约率高的借款者会选择更大的借款金额，选择多借 100 元的借款人会增加 12% 的违约概率。但是另一方面，现金贷平台的借款者并未表现出普遍存在于其他消费信贷市场的道德风险现象，反而是表现出显著的正向激励行为：排除逆向选择行为之后，大额借款者的违约率反而更小，借款金额每增加 100 元，违约率反而下降 3.3%。

研究关于逆向选择和正向激励的检验具有一定实践意义：基于信用评估确定信用额度是信贷业务的常用流程，但这种流程忽视了信用风险和放贷金额之间的内生性。因此，从风险建模角度来说，信贷公司在风险评估中应该充分考虑这种内生性才能实现价值的最大化。对于预设额度的

借款方式而言，借款者的借款金额本身也反映着借款者的风险，如果一个借款者在信贷额度内选择了小额借款，意味着他的违约风险更低，那么当他重复借款再次选择小额借款的时候，可以考虑相应提高其信用评级，降低其借贷成本。在贷前审查环节过程中把借款者对借款金额的选择行为纳入风险识别因素，将有利于平台更好地识别借款者的风险，提高平台信用评级的有效性。另一方面，本研究结果对消费信贷的机制设计也有一定启示，在缺乏抵押品的线上消费信贷市场，平台应该更加注重与借款者的良性动态互动。

此外，从政策制定者的角度来说，本研究结果也具有一定启发。一方面，研究发现借款者的针对借款金额的逆向选择问题仍然较为显著，说明大数据分析在消费信贷市场上的应用仍具有改善空间，而通过借贷者自身行为信息来缓解逆向选择现象是一个解决思路；另一方面，借款者呈现出的正向激励行为说明，合理的惩罚和奖励激励机制有助于借贷双方的福利提升。这引导信贷机构和监管部门共同继续推进征信市场基础设施建设，扩展信用信息共享覆盖范围，构建形成多层次、全方位、宽领域的征信体系。当然，在提高消费者信贷可得性的同时也要防范金融风险，建立有效的监督激励机制，重视消费者金融普及教育，避免消费者因缺乏自我控制而产生过度消费。

参 考 文 献:

- [1] Akerlof G A. The market for ‘Lemons’: Quality uncertainty and the market mechanism[J]. *Quarterly Journal of Economics*, 1970, 84(3): 488 – 500.
- [2] Stiglitz J E, Weiss A. Credit rationing in markets with imperfect information[J]. *American Economic Review*, 1981, 71(3): 393 – 410.
- [3] Chiappori P A, Salanie B. Testing for asymmetric information in insurance markets[J]. *Journal of Political Economy*, 2000, 108(1): 56 – 78.
- [4] Adams W, Einav L, Levin J. Liquidity constraints and imperfect information in subprime lending[J]. *American Economic Review*, 2009, 99(1): 49 – 84.
- [5] Melzer B T. The real costs of credit access: Evidence from the payday lending market[J]. *Quarterly Journal of Economics*, 2011, 126(1): 517 – 555.
- [6] Morse A. Payday lenders: Heroes or villains? [J]. *Journal of Financial Economics*, 2011, 102(1): 28 – 44.
- [7] Bisin A, Guaitoli D. Moral hazard and nonexclusive contracts[J]. *RAND Journal of Economics*, 2004, (6): 306 – 328.
- [8] Parlour C A, Rajan U. Competition in loan contracts[J]. *American Economic Review*, 2001, 91(5): 1311 – 1328.
- [9] Dobbie W, Skiba P M. Information asymmetries in consumer credit markets: Evidence from payday lending[J]. *American Economic Journal: Applied Economics*, 2013, 5(4): 256 – 282.
- [10] Liao L, Wang Z, Yan H, et al. Angry Borrowers: Negative Reciprocity in a Financial Market[R]. Beijing: Working Paper, Tsinghua University, 2021.
- [11] 曹一秋, 王大中, 曾 燕, 等. 网贷平台最优借贷利率与项目筛选策略[J]. *管理科学学报*, 2021, 24(1): 33 – 49. Cao Yiqiu, Wang Dazhong, Zeng Yan, et al, The optimal interest rate and project screening strategy of online lending platform[J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2021, 24(1): 33 – 49. (in Chinese)
- [12] Stroebel J. Asymmetric information about collateral values[J]. *Journal of Finance*, 2016, 71(3): 1071 – 1112.
- [13] Gupta A, Hansman C. Selection, leverage, and default in the mortgage market[J]. *Review of Financial Studies*, 2022, 35(2): 720 – 770.
- [14] Einav L, Jenkins M, Levin J. Contract pricing in consumer credit markets[J]. *Econometrica*, 2012, 80(4): 1387 – 1432.
- [15] Looney A, Yannelis C. A crisis in student loans?: How changes in the characteristics of borrowers and in the institutions they attended contributed to rising loan defaults[J]. *Brookings Papers on Economic Activity*, 2015, 2015(2): 1 – 89.
- [16] Ji Y. Job search under debt: Aggregate implications of student loans[J]. *Journal of Monetary Economics*, 2021, 117(1): 741 – 759.
- [17] 王占浩, 于维娜, 郭菊娥. 信息不对称下理财产品刚性兑付成因研究[J]. *管理科学学报*, 2020, 23(10): 82 – 93. Wang Zhanhao, Yu Weina, Guo Ju’e. Asymmetric information and its implication on WMP[J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2020, 23(10): 82 – 93. (in Chinese)
- [18] Agarwal S, Chomsisengphet S, Liu C. The importance of adverse selection in the credit card market: Evidence from randomized trials of credit card solicitations[J]. *Journal of Money, Credit and Banking*, 2010, 42(4): 743 – 754.
- [19] Karlan D, Zinman J. Observing unobservables: Identifying information asymmetries with a consumer credit field experiment [J]. *Econometrica*, 2009, 77(6): 1993 – 2008.
- [20] Chatterjee S, Corbae D, Nakajima M, et al. A quantitative theory of unsecured consumer credit with risk of default[J]. *Econometrica*, 2007, 75(6): 1525 – 1589.
- [21] De Meza D, Webb D C. Advantageous selection in insurance markets[J]. *RAND Journal of Economics*, 2001, 32(2): 249 – 262.
- [22] 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. How valuable is consumer behavior in the context of consumer credit market screening[J]. *Economic Research Journal*, 2020, 55(1): 149 – 163. (in Chinese)
- [23] 清华大学金融科技研究院课题组. 网贷行业 2018 年问题平台报告[J]. *清华金融评论*, 2018, (11): 24 – 31.
- Fin-tech Lab of PBCSF. Report on delinquent P2P platforms in 2018[J]. *Tsinghua Financial Review*, 2018, (11): 24 – 31. (in Chinese)
- [24] 向虹宇, 王正位, 江静琳, 等. 网贷平台的利率究竟代表了什么? [J]. *经济研究*, 2019, 54(5): 47 – 62.
- Xiang Hongyu, Wang Zhengwei, Jiang Jinglin, et al. What does interest rate on P2P platforms stands for? [J]. *Economic Research Journal*, 2019, 54(5): 47 – 62. (in Chinese)
- [25] 邓颖惠, 廖理, 王正位. 风险投资的认证作用——来自网贷市场的证据[J]. *投资研究*, 2018, 37(3): 92 – 115.
- Deng Yinghui, Liao Li, Wang Zhengwei. Certification effect of VC backed P2P platforms [J]. *Journal of Investment*, 2018, 37(3): 92 – 115. (in Chinese)
- [26] Jiang J L, Li L, Wang Z W, et al. Government affiliation and peer-to-peer lending platforms in China[J]. *Journal of Empirical Finance*, 2021, (62): 87 – 106.
- [27] 廖理, 吉霖, 张伟强. 借贷市场能准确识别学历的价值吗? ——来自 P2P 平台的经验证据[J]. *金融研究*, 2015, (3): 146 – 159.
- Liao Li, Ji Lin, Zhang Weiqiang. Does lending market accurately identify value of education?: Empirical evidence from P2P platforms[J]. *Journal of Financial Research*, 2015, (3): 146 – 159. (in Chinese)
- [28] 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 lending market: Evidence from P2P platforms[J]. *Tsinghua Science and Technology*, 2015, 55(4): 413 – 421. (in Chinese)
- [29] Agarwal S, Skiba P M, Tobacman J. Payday loans and credit cards: New liquidity and credit scoring puzzles? [J]. *American Economic Review*, 2009, 99(2): 412 – 417.
- [30] Berg T, Burg V, Gombovic A, et al. On the rise of fintechns: Credit scoring using digital footprints[J]. *Review of Financial Studies*, 2020, 33(7): 2845 – 2897.
- [31] Hertzberg A, Liberman A, Paravisini D. Screening on loan terms: Evidence from maturity choice in consumer credit[J]. *Review of Financial Studies*, 2018, 31(9): 3532 – 3567.
- [32] 王靖一. 现金贷果如洪水猛兽? ——来自断点回归设计的证据[J]. *金融研究*, 2018, (11): 153 – 171.
- Wang Jingyi. Was cash loan born evil?: Evidence from an RD design[J]. *Journal of Financial Research*, 2018, (11): 153 – 171. (in Chinese)
- [33] Angrist J D, Pischke J S. *Mostly Harmless Econometrics: An Empiricist's Companion*[M]. Princeton: Princeton University Press, 2008, 115 – 138.
- [34] Angrist J D, Alan B K. Instrumental variables and the search for identification: From supply and demand to natural experiments[J]. *Journal of Economic Perspectives*, 2001, 15(4): 69 – 85.
- [35] Stock J H, Francesco T. Retrospectives: Who invented instrumental variable regression? [J]. *Journal of Economic Perspectives*, 2003, 17(3): 177 – 194.
- [36] Olea J L, Pflueger C. A robust test for weak instruments[J]. *Journal of Business and Economic Statistics*, 2013, 31(3): 358 – 369.
- [37] Gross D B, Souleles N S. Do liquidity constraints and interest rates matter for consumer behavior?: Evidence from credit card data[J]. *Quarterly Journal of Economics*, 2002, 117(1): 149 – 185.
- [38] Lin M, Prabhala N R, 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.

- [39] Agarwal S, Chomsisengphet S, Mahoney N. Regulating consumer financial products: Evidence from credit cards[J]. Quarterly Journal of Economics, 2015, 130(1): 111–164.
- [40] Bertrand M, Morse A. Information disclosure, cognitive biases, and payday borrowing[J]. The Journal of Finance, 2011, 66(6): 1865–1893.
- [41] Elliehausen G, Lawrence E C. Payday advance credit in America: An analysis of customer demand[J]. Credit Research Center, Georgetown University, 2001, (4): 39–40.
- [42] Rabin M. Psychology and economics[J]. Journal of Economic Literature, 1998, 36(1): 11–46.
- [43] DellaVigna S. Psychology and economics: Evidence from the field[J]. Journal of Economic Literature. 2009, 47(2): 315–372.
- [44] Campbell J Y, Jackson H E, Madrian B C, et al. Consumer financial protection[J]. Journal of Economic Perspectives. 2011, 25(1): 91–114.
- [45] O’Donoghue T, Rabin M. Choice and procrastination[J]. Quarterly Journal of Economics, 2001, 116(1): 573–597.
- [46] Loewenstein G, Prelec D. Anomalies in intertemporal choice: Evidence and an interpretation[J]. Quarterly Journal of Economics, 1992, 107(2): 573–597.
- [47] Rahman A. Women and Microcredit in Rural Bangladesh: An Anthropological Study of Grameen Bank Lending[M]. Colo: Westview Press, 2001.
- [48] D’espallier B, Guérin I, Mersland R. Women and repayment in microfinance: A global analysis[J]. World Development, 2011, 39(5): 758–772.

Loan size choice and repayment incentive: Evidence from a randomized experiment

WANG Zheng-wei, LIU Yu-fan, LIAO Li

PBC School of Finance, Tsinghua University, Beijing 100083, China

Abstract: Selection effect and incentive effect have been prominent in theory but difficult to test empirically. Collaborating with a large fintech lender, this paper employs a randomized experiment of alleviating the credit line for credit-constrained borrowers to test whether adverse selection and moral hazard exist in China’s online consumer credit market. Our results show that 1) consistent with adverse selection effect, borrowers who choose a 100 RMB larger loan are 12 percent more likely to default, indicating loan amount can be used to screen borrowers; 2) contradictory with moral hazard effect, borrowers are less likely to default on larger loans. A 100 RMB larger loan leads to a 3.3% drop in the probability of default, driven by realized and opportunity cost channels. These findings not only have implications for ex-ante screening and credit rating, but also give insights into ex-post monitoring and credit market’s platform incentive design.

Key words: adverse selection; moral hazard; positive incentive; consumer credit