借款人社会资本会降低其贷款违约概率吗
——来自现金贷市场的证据

廖　理，　李梦云，　王正位

[摘要]　社会资本是指拥有社交网络所带来的资源总和，与社交网络的规模相关，影响着市场参与者的各项经济行为，包括借款人违约行为。本文通过模型推导证明，由于借款人违约行为传导到社交网络中会带来社会耻辱成本，因此，社会资本越强，则违约机会成本越高，从而违约率越低；然而在信息不对称情况下，可能存在社会资本的逆向选择现象，即社会资本越强的借款人反而可能是资质越差的借款人，其违约率不一定更低，甚至更高。本文主要利用一家现金贷公司的数据，利用借款人与联系人通话数量识别社会资本，通过系列检验发现社会资本会降低贷款违约。随后本文引入短信中“逾期”文本数量等信息对借款人资质进行区分从而进行机制检验，进一步说明社会资本通过机会成本机制降低贷款违约，并未发现存在逆向选择机制的证据。总体而言，本文结合机会成本理论及信息不对称下的逆向选择理论对社会资本与贷款违约的关系进行创新性机制推导，并用借款人与联系人通话数量这一信息创新性地衡量了社会资本，“逾期”文本数量等信息也为区分借款人资质差异提供了新角度。本文的研究结论为贷款机构健全贷款审核体系、完善风险控制机制提供参考，也为进一步推进征信体系建设提供了合理性及必要性支撑。

[关键词]　社会资本；　贷款违约；　机会成本；　逆向选择

[中图分类号]F124　[文献标识码]A　[文章编号]1006-480X(2020)10-0005-19

一、引言

党的十九届四中全会审议通过的《中共中央关于坚持和完善中国特色社会主义制度、推进国家治理体系和治理能力现代化若干重大问题的决定》指出，要健全具有高度适应性、竞争力、普惠性的现代金融体系。国务院印发的《推进普惠金融发展规划(2016—2020 年)》指出，发展普惠金融有利于促进金融业可持续均衡发展、助推经济发展方式转型升级、增进社会公平和社会和谐；并提出要发挥网络借贷平台融资便捷、对象广泛的特点，引导其缓解小微企业、农户和各类低收入人群的融资难问题。也有学者认为，发展网络借贷有助于实现普惠金融，因为网络借贷通过改变金融交易模式和金融运行组织结构，可以缓解以中小微企业、中低收入人群为主的长尾群体在传统金融体系中

[收稿日期]　2020-05-31

[基金项目]　国家自然科学基金重大项目“中国资本市场的行为特征研究”(批准号 71790605)；国家自然科学基金重大项目“互联网背景下金融机构创新规律与业绩表现研究”(批准号 71790591)。

[作者简介]　廖理，清华大学五道口金融学院教授，博士生导师，经济学博士；李梦云，清华大学五道口金融学院博士研究生；王正位，清华大学五道口金融学院助理教授，博士生导师，经济学博士。通讯作者：李梦云，电子邮箱：limy.16@pbcsf.tsinghua.edu.cn。感谢匿名评审专家和编辑部的宝贵意见，当然文责自负。

由于硬信息不足所面临的信贷约束,从而成为普惠金融的供给主体(王博等,2017;王博等,2019)。但需要关注的是,中国网贷行业在发展过程中也遇到诸多问题,如平台爆雷问题。引起平台爆雷的一个重要原因是平台风险控制水平较差。因此,探究网络借贷的违约影响因素,可以帮助贷款机构建立健全贷款审核体系、完善风险控制机制。这不仅对改善网贷机构的经营至关重要,对网贷行业乃至普惠金融的发展也具有重要意义。本文将主要研究借款人社会资本对贷款违约的影响。

社会资本的界定及其对市场参与者经济行为的影响一直受到学者们的广泛关注。20 世纪 80 年代,法国学者 Bourdieu 最早对社会资本的概念进行了系统的当代分析(Portes,1998),Bourdieu 将社会资本定义为拥有持久的社交网络所带来的实际及潜在资源的总和。其后许多学者对这一概念进行了细化或拓展,但都延续了社交网络对于社会资本的重要作用。本文将延续之前诸多学者的研究,通过识别借款人社交网络来识别社会资本。借款人社会资本根据社交方式可以分为线上和线下社会资本,可以分别通过线上及线下社交网络反映。其中,线下社交对于维系深入关系、提供情感支持等无形资源以及提供有形物质帮助更有意义(Wellman et al.,2001)。在借贷关系中,线下社会资本也是借款人违约行为产生社会压力(Freedman and Jin,2017)的重要来源。因此,线下社会资本对借款人行为有更强的社会约束,从而对借款人有十分重要的意义。

由于社会资本是一个学术概念,在现实生活中无法直接观测,以往研究往往寻找某一种可以观测的代理变量进行刻画。但由于不同研究关注角度、数据获取渠道存在一定差异,目前对于社会资本的度量方法并不统一,主要可以归为以下三类:第一类为通过公开数据研究企业 CEO 等社会知名人士的某一种社会资本,大致可以分为校友关系、同事关系、同好关系、商务关系等。校友关系一般是根据是否具有共同的母校进行界定(Shue,2013;申宇等,2017)。同事关系还可以进一步分为当前的同事关系和曾经的同事关系(Fracassi,2016;Cai et al.,2016)。同好关系一般是指是否为同一俱乐部、社会组织或者慈善机构的会员(Cai et al.,2016)。商务关系则是指双方在过去有过大量业务往来,建立过较强的商业联系(Kuhnen,2010)。这一类研究对于社会资本的度量较为准确,但存在两方面缺点:一方面是社会资本的类型比较局限,一般仅限于某一类社会资本;另一方面是研究主体的类型比较局限,一般仅限于社会知名人士,只有这类人才有较为公开的信息。第二类研究则不局限于某一类社会资本或某一类研究主体,而是聚焦于借款人在借款平台上的整体社会资本强度。在某些借款平台上,借款人之间可以添加好友或者加入同一群组,这些研究开始使用借款平台上的好友及群组关系进行衡量(Chen et al.,2016;Lin et al.,2013)。但在借款平台上互为好友或加入同一群组的两个人在线下可能毫无关联,也无法区分亲疏远近,在识别线下社会资本方面有所欠缺(Freedman and Jin,2017)。第三类研究同样希望克服社会关系类型和研究主体类型的局限性,并同时提高社会资本度量的准确性,学者们尝试匹配 Facebook、LinkedIn、Twitter 和微博等社交媒体数据来模拟借款人社会资本(Bailey et al.,2018;Ge et al.,2017)。这些社交媒体所刻画的线上社会资本可能较第二类研究更为重要,但同样在识别线下社会资本方面有所欠缺,利用此类线上社交网络仍然需要谨慎(Freedman and Jin,2017)。

本文希望寻找一个代理变量来创新性地衡量借款人社会资本,特别是更为重要的线下社会资本。以往研究指出电话社交是借款人线下社交的重要方式(Wellman et al.,2001;Subrahmanyam et al.,2008),但可能由于数据获取难度等原因,这些研究均采用比较粗略的调查问卷数据且多停留在描述性研究的层面。此外,目前尚未有学者通过测度借款人线下社会资本来研究其对贷款违约的影响,因此本文引入较为准确、客观的通话数量指标来对借款人线下社会资本进行衡量,进而研究社会资本对贷款违约的影响。通话数量指标既会受到联系人规模即社交网络大小的影响,又会受到与

联系人联系紧密程度即社交关系强度的影响，因此该指标可以综合衡量社交网络的大小及社交关系的强度，对于社会资本的衡量更为综合和直接。此外，由于通话信息是借款人在真实社交过程中产生的社交数据结果，可以在一定程度上准确地反映出借款人的社会资本状态。具体而言，本文采用借款人与手机通讯录联系人的通话数量来衡量社会资本，核心指标为三个月内通讯录联系人呼入电话次数、向通讯录联系人呼出电话次数、与通讯录联系人通话总次数。

结合现实情况，使用通话数量指标作为社会资本的代理变量也有其合理性：①一般而言，只有属于借款人核心社交圈的线下好友才会同时拥有借款人电话号码、被借款人储存为电话联系人并进行电话联系；②由于手机通话及时性、同步性的特点，即使存在其他社交途径，手机通话仍然是借款人与线下好友进行社交的重要方式；③某种程度上可以认为不同渠道下的社会资本衡量具有相关性，社会资本强的借款人会在不同渠道下表现出相似的社会资本强度。因此，本文将利用独特的社会资本衡量方法，深入研究社会资本对贷款违约的影响，以期对现有研究进行一定的补充。

目前由于借款人社会资本及贷款违约的数据难以获得，两者之间的大样本实证研究受到一定限制，且尚未有较为统一的结论，但其中不乏具有积极影响的研究成果。例如，Agarwal et al.(2011)发现社会资本可以降低个体信贷违约和个人破产。Ge et al.(2017)利用微博数据衡量社会资本，发现借款人披露社交媒体账户的行为可以降低贷款违约，同时借款人社交网络的范围与贷款违约呈现负相关。Chen et al.(2016)利用平台上的群组关系衡量社会资本，发现借款人社会资本导致融资绩效提高，而还款绩效没有改善，但是通过制度设计的调节作用，社会资本可以降低违约概率。

本文在上述研究的基础上，结合机会成本理论及信息不对称下的逆向选择理论，对社会资本与贷款违约的关系进行理论推导：由于借款人违约行为在带来违约收益的同时也会带来违约成本，借款人社会资本越强，则违约机会成本越高，从而能够降低贷款违约概率；然而，在信息不对称情况下可能存在社会资本的逆向选择现象，社会资本越强的借款人资质反而可能越差，从而使得贷款违约概率不一定更低，甚至会更高。随后，本文利用现金贷平台的通话数量信息以及已到期借款还款信息对社会资本和贷款违约进行较为准确的量化，通过一系列检验得到借款人社会资本会降低贷款违约概率的结论，并利用借款人短信中“逾期”文本数量等信息区分借款人资质进而进行机制检验，说明借款人社会资本通过机会成本机制降低贷款违约概率，并未发现存在逆向选择机制的证据。在一系列稳健性检验之后，本文还进一步检验了社会资本异常指标对贷款违约的影响。

本文的创新之处在于：①在理论演绎方面，结合机会成本理论以及信息不对称下的逆向选择理论对社会资本与贷款违约的关系进行创新性机制推导，在对社会资本和贷款违约的相关研究形成补充的同时，也对机会成本、信息不对称及逆向选择理论的相关研究形成一定补充；②在实证检验方面，使用借款人与联系人通话数量这一指标创新性地衡量社会资本，该指标既衡量了社交网络的大小，又反映了社交关系的强度，对于综合反映社会资本则更为精准和直接，也对社会资本领域的研究提供一定的补充；③在核心话题之上拓展，进行了一些创新性工作，如创新性地利用借款人“逾期”文本数量、借贷类 APP 数量等信息进行机制检验，同时也创新性地研究了借款人社会资本异常变化对贷款违约的影响。

二、理论演绎

以往经济模型通常将贷款违约描述为借款人在违约收益与违约成本之间进行权衡的战略决策(Chatterjee et al.,2007)。借款人的违约行为虽然能够带来一定的违约收益，但通常也会带来社会耻辱成本(Gross and Souleles,2002)。社会耻辱成本不仅包括名誉受损等非货币性成本，还包括货

币性成本，如借款人由于在社交网络中信誉受损而遭受资源排斥、合作受限等状态（Gross and Souleles,2002）。上述社会耻辱成本与社会资本强度正相关,因为借款人违约信息传递至社交网络中后会在社会互动下扩散。即使社交网络中大多数人只是被动接受信息或者只与少数人分享,信息仍可以迅速进行大规模扩散(Rantala,2019),正是由于信息在社交网络中的扩散,社交网络中成员的行为才会受到约束(Breza and Chandrasekhar,2019)。同时大量市场学、行为学、心理学的研究表明,由于负面信息更令人吃惊,因此可能会传播得更快(Libai et al.,2013)和更广(Hornik et al.,2015)、更受信任(Chen et al.,2011),也会比正面信息产生更大影响(Taylor,1991)。因此,违约这种负面信息传递至社交网络中后，社会资本越强的借款人其违约信息可能扩散的范围越大、影响越深,违约所带来的社会耻辱成本越大。此时,可以将信用贷款中的借款人社会资本理解为实物抵押等形式的替代(Parmeter and Sarangi,2020),社会资本更强的借款人抵押品价值更高,因此潜在违约成本更高。

据此可以提出借款人社会资本对贷款违约影响的理论基础，即借款人违约信息可能会传导至其社交网络并进行扩散,从而影响借款人的名誉等无形资产,产生包括货币性成本和非货币性成本在内的社会耻辱成本。根据机会成本理论,借款人社会资本会影响其违约决策,社会资本越强,违约可能带来的社会耻辱成本越大,使得贷款违约率越低。

参考 Drozd and Serrano-Padial(2017)构造本文的理论模型进行论证。其中,主要借鉴关于借款人模型的部分假设,如借款人面临两期效用函数、存在外生收入、面临固定融资成本等。同时,本文在自身研究背景下引入借款人违约成本与社会资本的关系，并在分析借款人违约决策外同时研究借款人借款决策,进而提出后续的机会成本与逆向选择两个对立假设。假定借款人能够从贷款机构借款以实现效用最大化,借款人两期效用函数为:

$$U(c_1,c_2)=u(c_1)+\beta u(c_2) \tag{1}$$

其中,c_1、c_2分别为借款人第一期和第二期的消费,假设 u 是严格递增的线性函数,任何一个借款人的目标函数如下:

$$\underset{\delta_1,\delta_2}{\text{Max}}\ u(c_1)+\beta u(c_2) \tag{2}$$

其中,δ_1 和 δ_2 表示借款人第一期和第二期分别做出是否借款和是否违约的决策,$\delta_1=1$ 表示借款,$\delta_2=1$ 表示违约。若借款人在第一期选择借款,则贷款机构在第一期做出是否放贷的决策 γ,$\gamma=1$ 表示放贷。即:

$$\begin{cases}\delta_1\in\{0,1\}\\ \gamma\in\{0,1\}\ \text{ if }\ \delta_1=1\\ \delta_2\in\{0,1\}\ \text{ if }\ \delta_1=1\ \text{ and }\ \gamma=1\end{cases} \tag{3}$$

借款人目标函数的约束条件为:

$$\begin{cases}c_1=Y_1+\delta_1\gamma K\\ c_2=Y_2-\delta_1\gamma(\delta_2 C(S)+(1-\delta_2)(K+I))\end{cases} \tag{4}$$

其中,Y_1 和 Y_2 分别表示不考虑该笔借款时借款人在两期中其他可用于消费的总量,K 表示借款金额,I 表示利息总额,$C(S)$表示社会耻辱成本,即违约引起的机会成本损失,该成本与本文所关注的社会资本 S 正相关。可以将借款人在不同决策下面临的消费组合表示如下:

$$\begin{cases}(c_1,c_2)=(Y_1,Y_2)\ \text{ if }\ \delta_1=0\ \text{ or }\ (\delta_1,\gamma)=(1,0)\\(c_1,c_2)=(Y_1+K,Y_2-(K+I))\ \text{ if }\ (\delta_1,\gamma)=(1,1)\ \text{ and }\ \delta_2=0\\(c_1,c_2)=(Y_1+K,Y_2-C(S))\ \text{ if }\ (\delta_1,\gamma)=(1,1)\ \text{ and }\ \delta_2=1\end{cases}\tag{5}$$

前文假设效用函数 u 为严格递增的线性函数，利用最简单的函数形式 $u(c)=c$，能够得到借款人在不同决策下的效用情况：

$$\begin{cases}U(c_1,c_2)=Y_1+\beta Y_2\ \text{ if }\ \delta_1=0\ \text{ or }\ (\delta_1,\gamma)=(1,0)\\U(c_1,c_2)=Y_1+K+\beta Y_2-\beta(K+I)\ \text{ if }\ (\delta_1,\gamma)=(1,1)\ \text{ and }\ \delta_2=0\\U(c_1,c_2)=Y_1+K+\beta Y_2-\beta C(S)\ \text{ if }\ (\delta_1,\gamma)=(1,1)\ \text{ and }\ \delta_2=1\end{cases}\tag{6}$$

将(6)式中三种情况下的效用分别记为 U_1、U_2、U_3。首先在借款成功的情况下分析借款人第二期违约决策，然后在第二期违约决策的基础上分析第一期借款决策，得到结论如下：

当 $C(S)>K+I$ 时，$U_2>U_3$，则 $\delta_2=0$。此时若 $\delta_1=1$，借款人期望效用为 $\gamma U_2+(1-\gamma)U_1$，若 $\delta_1=0$，则其效用为 U_1。因此，当 $K>\beta(K+I)$时，$U_2>U_1$，则 $\delta_1=1$；当 $K<\beta(K+I)$时，$U_2<U_1$，则 $\delta_1=0$。

当 $C(S)<K+I$ 时，$U_2<U_3$，则 $\delta_2=1$。此时若 $\delta_1=1$，借款人期望效用为 $\gamma U_3+(1-\gamma)U_1$，若 $\delta_1=0$，则其效用为 U_1。因此，当 $K>\beta C(S)$时，$U_3>U_1$，则 $\delta_1=1$；当 $K<\beta C(S)$时，$U_3<U_1$，则 $\delta_1=0$。

借款人违约概率、借款概率与社会资本之间的关系如图 1 所示。首先在不考虑借款人异质性的情况下进行讨论。从还款情况看，违约成本 $C(S)$是关于社会资本 S 的增函数，社会资本越强的借款人，$C(S)>K+I$ 的还款条件越容易被满足，因此违约率越低。从借款情况看，需要先找到满足 $C(S^*)=K+I$ 的临界值 S^*，临界值两侧的借款决策需满足不同的约束条件。当借款人社会资本大于 S^* 选择还款时，$K>\beta(K+I)$的借款条件仅仅取决于其时间偏好与资金成本的相对关系，与社会资本无关，因此借款概率相对于社会资本恒定。当借款人社会资本小于 S^* 选择违约时，借款人社会资本越强，则 $K>\beta C(S)$的借款条件越难被满足，因此借款概率越低。同时，因为 $C(S^*)=K+I$ 时 S^* 两侧的借款决策约束条件变得相同，因此借款概率相对于社会资本的函数在临界值 S^* 处连续。也就是说，当借款人决定还款时，其借款决策与社会资本无关，取决于资金成本的衡量；而当借款人决定违约时，则社会资本越强，违约成本越高，从而降低借款概率。

若进一步考虑借款人异质性，则不同类型借款人的违约成本 $C(S)$关于社会资本 S 的敏感程度可能存在差异，从而满足 $C(S^*)=K+I$ 的临界值 S^* 可能存在差异。因此，在借贷市场存在信息不对称的情况下，可能会存在社会资本的逆向选择现象，即社会资本更强的借款人反而可能是资质更差的借款人。这是因为资质更差的借款人的社会耻辱成本 $C(S)$对社会资本 S 可能更不敏感，即社会资本增加所带来的社会耻辱成本增加可能较小，此时满足 $C(S^*)=K+I$ 所需的临界值 S^* 可能更高。同时，由之前的理论推导可知，借款人社会资本越强，则其借款概率越低，因此，在社会资本达到一定程度后，资质较好的借款人可能已经不再借款，而资质较差的借款人却由于对社会资本不敏感而借款概率仍然较高，此时可能导致社会资本较强的借款人中反而充斥着资质较差的借款人，可能会使违约概率反而越高。本文将该影响机制称为逆向选择机制。

在逆向选择机制存在的情况下，可以将借款人资质简单分为两类，图 1 展示了不同资质借款人违约概率、借款概率与社会资本的关系。从还款情况看，资质较差的借款人由于 $C(S)$对 S 不敏感，导致 $C(S)>K+I$ 的还款条件相对更难被满足，因此在相同的社会资本下违约率更高；另外，随着社会资本的增加，违约率降低的趋势也更小。从借款情况看，正如之前所分析，资质较差的借款人 $C(S)$对 S 敏感程度更低使得该类借款群体的社会资本较高，逆向选择的存在意味着社会资本越强的借

款人反而更可能是资质越差的借款人。因此,社会资本更强的借款人的贷款违约率不一定更低,甚至更高,具体取决于逆向选择的程度。在此考虑两个极端情况:当不存在逆向选择时,社会资本的作用在资质较好的借款人与资质较差的借款人中并未发生分离,在机会成本机制的作用下,社会资本越强的借款人其贷款违约率仍然越低;当逆向选择非常严重时,社会资本较强的借款人全部为资质较差的借款人,而社会资本较弱的借款人全部为资质较好的借款人,此时社会资本越强的借款人反而呈现出更高的贷款违约率。

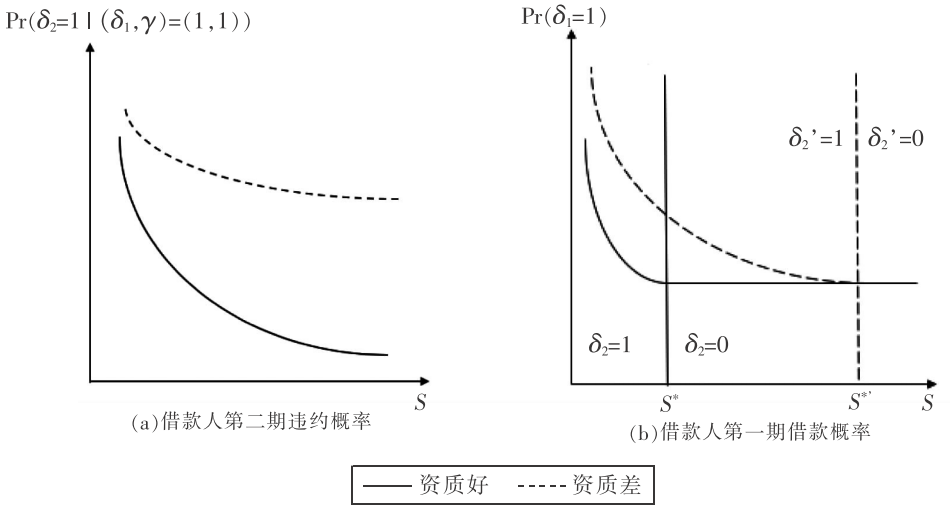

图 1　借款人违约概率、借款概率与社会资本的关系

综上,本文结合机会成本理论及逆向选择理论对社会资本与贷款违约的关系进行分析,创新性地提出机会成本与逆向选择两个对立机制。在借贷市场中,逆向选择与道德风险问题可能同时存在,虽然二者分别发生在借款合同订立的事前与事后,但以往许多学者同时对二者影响进行研究(Karlan and Zinman,2009;Dobbie and Skiba,2013)。在本文的两期模型中,逆向选择机制和机会成本机制虽然分别发生在借款人第一期借款决策的事前和事后,但均发生在借款人第二期违约决策之前,因此均会影响到借款人违约决策。具体而言,机会成本机制主要是指借款人借款后可能存在违约道德风险,该风险高低会受到借款人社会资本的影响,社会资本越强,则其违约行为可能带来的社会耻辱成本越高,使得贷款违约率越低。逆向选择机制则主要是指在借贷市场信息不对称的情况下,社会资本更强的借款人反而可能资质更差,其贷款违约率不一定更低,甚至更高。因此,研究社会资本对贷款违约的影响需要综合考虑机会成本和逆向选择作用的程度。

三、研究设计

1. 数据来源与样本介绍

本文于 2018 年 3 月 22 日从某家现金贷公司随机抓取 15267 条用户数据。该现金贷公司成立于 2015 年 10 月,目前已通过智能信贷技术服务多个国家的小微金融客户,属于中国互联网金融协会会员。该平台主要经营 7 天短期现金贷产品,将逾期超过一周或两周作为贷款违约情况的重要评价指标。本文主要关注这 15267 个用户截至 2018 年 3 月 21 日最后一笔已到期借款的还款情况及用户社交关系的具体信息,这些贷款的放款日期分布在 2018 年 2 月 22 日至 3 月 3 日之间,贷款期

限均为 7 天。值得关注的是,用户具体的通话信息在审批放款前提取,而贷款违约情况则完全在审批放款之后,所以社会资本所涉及到的通话信息完全在贷款违约表现之前。

Kuhnen and Melzer (2018) 针对解释变量与被解释变量错期设定以缓解内生性问题进行了讨论。该研究关注自我效能对贷款违约的影响,其中自我效能指标完全发生在贷款违约之前。该研究指出错期设定可以避免反向因果的内生性问题的干扰, 也可以部分解决与自我效能和贷款表现同期发生且与两者相关的变量被遗漏的内生性问题的影响。本文与 Kuhnen and Melzer(2018)的设定相似,社会资本与贷款表现同样形成错期设定,因此同样可以避免反向因果的内生性问题的干扰以及部分解决遗漏变量的内生性问题的影响。然而,本文无法完全排除所有遗漏变量的内生性问题,例如,某些与借款人特质相关的被遗漏变量可能持续周期较长,从而同时与通话信息和贷款违约相关;借款人陷入重病可能导致之前的通话数量增加,也会同时导致之后的贷款表现下降。因此,实证部分只是谨慎地提供一些社会资本对贷款违约影响的证据。此外,本文将样本选取在 10 天之内也可以一定程度上避免遗漏变量问题的干扰。因为现金贷行业外部政策、平台运营等因素均会随时间发生较大变化,从而可能对借款人违约行为产生较大影响,然而这些因素难以找到准确的变量进行控制。同时,从业务模式看,该平台交易量众多,均采用线上审批、线上放贷的模式,业务流程标准化,因此,在保证样本规模的前提下,样本时间跨度的选择不会对样本代表性造成太大影响。

本文的数据环境下,平台会在借款人申请借款时要求获得借款人通讯录、通话记录、短信信息、本机 APP 等手机数据的访问权限。[①]信息获取可以在很大程度上降低借款人与平台之间的信息不对称,从而降低由于借款人道德风险引发的贷款违约。具体操作机制体现为,在监管机构对涉及侵犯借款人隐私的催收行为进行严格监管之前, 现金贷平台会在借款人发生违约时联系其通讯录联系人进行催收。该催收机制构成了对借款人的违约惩罚,可以将借款人违约信息传递到其社交网络中,也恰好构造了本文所需要的观察借款人社会资本影响违约决策的研究设定。

值得注意的是,催收机制只是将借款人违约信息传递到社交网络中的一条途径,但并不是唯一途径,催收机制并不是造成社会资本对贷款违约影响的根本原因。换言之,借款人违约行为将引起社会耻辱成本,而该成本与社会资本强度相关,即使违约信息不是通过催收途径传递,而是通过其他途径,如贷款抵押资产被法院查封、金融机构公布失信黑名单、人民法院公布失信被执行人名单、部分法院为失信被执行人定制“失信铃声”、铁路航空部门限制失信被执行人购票等途径,社会资本一样会影响社会耻辱成本,并影响借款人违约决策。因此,催收只是提供了一个研究该问题的环境,可能使得该影响更易于被观察,但其实不管通过何种途径,只要违约行为能够传递到社交网络中或者能够对借款人起到威慑作用,那么该研究设定都是成立的。

此外,虽然从事后角度看,可能会由于现金贷平台没有催收等原因使得一些借款人的违约行为并未传递至其社交网络,但这与本文的研究设定并不冲突。因为违约信息传递发生在借款人违约决策之后,在借款人进行违约决策时信息仍然存在传递至社交网络的风险,从而可能产生社会耻辱成本,这确实构成了借款人违约的机会成本,因此也会成为借款人决策的重要考虑因素。

2. 模型设定与变量定义

为了研究社会资本对贷款违约的影响,本文构建了如下回归模型:

$$Default_i=\alpha+\beta_1 Social_capital_i+\beta_2 Education_i+\beta_3 Age_i+\beta_4 Gender_i+\beta_5 Score_i+\mu_{area}+\mu_{job}+\mu_{customer_level}+\varepsilon_i \quad (7)$$

① 本文仅使用现金贷平台提供的完全脱敏数据进行学术研究,不代表本文支持平台开展业务及获取信息的途径,同时本文也不存在任何侵犯借款人隐私的行为。

模型中变量的具体定义如表 1 所示。被解释变量为贷款违约(*Default*),本文参照平台评价贷款的还款情况所使用的指标,将该定义分为两种,分别为贷款逾期是否超过一周(*Default_1*)和是否超过两周(*Default_2*)。关键解释变量为社会资本(*Social_capital*),本文使用借款人本地设备中与通讯录联系人的通话数量进行衡量,三重指标分别为三个月内通讯录联系人呼入电话次数(*Call_in_contact*)、向通讯录联系人呼出电话次数(*Call_out_contact*)以及与通讯录联系人通话总次数(*Call_all_contact*)。平台按照通话对方在借款人通讯录中且通话时长大于零来对这三重指标进行筛选,以避免可能存在的未接来电以及快递、外卖、广告等匿名电话对借款人社会资本的衡量造成干扰。三重指标同时将呼入和呼出进行区分,也可以更细致地观察"被动型"社会资本和"主动型"社会资本之间是否存在差异。在控制变量的选择上,本文参照已有研究(廖理等,2015;Loureiro and Gonzalez,2015;Shahriar et al.,2020)及现金贷平台信贷决策的其他信息依据,加入了学历(*Education*)、年龄(*Age*)、性别(*Gender*)等借款人特征。风险分数(*Score*)也被包含在实证模型中,这是平台根据风险控制模型计算的借款人违约风险,平台依据该分数决定借款利率及借款金额。模型中的 μ_{area}、μ_{job} 和 $\mu_{customer_level}$ 分别表示借款人地区、职业和平台上用户级别的固定效应。

表 1　　变量定义与描述性统计

变量符号	变量定义	平均数	中位数	标准差
Default_1	贷款是否逾期超过一周,逾期 7 天以上则标记为 1	0.0749	0.0000	0.2632
Default_2	贷款是否逾期超过两周,逾期 14 天以上则标记为 1	0.0639	0.0000	0.2447
Call_in_contact	通讯录联系人呼入电话次数,为用户设备本地数据	30.2040	24.0000	26.0166
Call_out_contact	通讯录联系人呼出电话次数,为用户设备本地数据	32.7888	26.0000	28.9063
Call_all_contact	通讯录联系人通话总次数,为用户设备本地数据	62.9928	51.0000	53.9102
Education	硕士及以上为 4,本科为 3,大专为 2,中专及以下为 1	1.5594	1.0000	0.7009
Age	年龄	30.5016	29.0000	7.6430
Gender	性别,男性标记为 1	0.8133	1.0000	0.3897
Score	平台基于风险控制模型计算的违约风险,分数越高则风险越高	0.1387	0.1264	0.0625

3. 描述性统计

表 1 展示了部分描述性统计结果。[①]可以看到两个标准下的违约贷款分别占贷款总数的 7.49% 和 6.39%。需要注意的是,第一种违约定义对应全样本[②],因为所有样本均到期超过一周;而第二种违约定义仅对应放款日期在 2018 年 2 月 22 日至 27 日的 8882 个样本,因为 2 月 28 日及之后的样本无法判断其逾期是否超过两周。[③]联系人呼入、呼出及总通话次数的均值分别为 30.20 次、32.79 次及 62.99 次。三个指标下通话数量分布均较为分散且整体偏度较大,这体现了不同用户社会资本的差异,但为了防止极端值对实证结论的影响,将三个维度的通话数量均在 1%和 99%分位上进行缩尾处理;此外,由于通话数量的数值量级较大,在之后的研究中将通话数量相关变量除以100,以

① 具体的描述性统计结果详见《中国工业经济》网站(http://www.ciejournal.org)附件。

② 空乘行业的三个样本全部逾期超过一周。在第一种违约定义下,空乘行业的虚拟变量取值为 1 时,违约变量取值全部为 1,导致空乘行业的系数无法估计,回归时自动将这三个样本删除,最终样本量为 15264。

③ 第一种违约定义下,同样用第二种违约定义所使用的 8882 个小样本进行研究,不会影响系数方向及显著性,结果与使用大样本研究一致,本文主要展示大样本数据结果。

便于在不改变显著性水平的情况下展示回归结果。相关性检验也发现,控制变量与贷款违约之间的关系与之前文献的结论一致,这也从另一个角度印证了本文样本的代表性。①

四、实证检验

1. 基准回归结果

本文采用 Probit 模型研究社会资本与贷款违约的关系,基准回归结果如表 2 所示。第(1)和(2)列、第(3)和(4)列、第(5)和(6)列中社会资本相关的自变量分别为通讯录联系人呼入电话次数(*Call_in_contact*)、向通讯录联系人呼出电话次数(*Call_out_contact*)以及与通讯录联系人通话总次数(*Call_all_contact*);第(1)、(3)、(5)列和第(2)、(4)、(6)列分别使用逾期超过一周(*Default_1*)和逾期超过两周(*Default_2*)来刻画贷款违约;六种设定下均加入所有控制变量以及借款人地区、职业和用户级别的固定效应。可以发现,三个维度的通话次数均与两个标准下的贷款违约在 1%的显著性水平上负相关。表 2 同样展示了社会资本对贷款违约影响的边际效应,可以发现,三个维度的通话次数每增加 100 个,两个标准下的贷款违约率将分别降低 6.35%和 6.25%、3.67%和 3.45%以及 2.49%和 2.43%,上述边际影响同样在 1%的水平上显著。由于两个标准下贷款违约率的均值分别为 7.49%和6.39%, 因此上述边际影响分别占贷款违约率均值的 84.78%和 97.81%、49.00%和 53.99%以及 33.24%和 38.03%。回归结果表明,社会资本可以降低贷款违约率,且该影响具有十分显著的经济意义。上述结果印证了理论演绎中所提到的机会成本机制,社会资本越强则违约可能带来的社会耻辱成本越大,即违约机会成本越高,从而使得贷款违约率越低。但是,通过该项检验并不能确定是否存在社会资本的逆向选择现象。前文理论演绎中指出,社会资本对贷款违约的影响具体取决于逆向选择机制和机会成本机制作用的程度,当逆向选择作用较弱时,社会资本与贷款违约之间仍会呈现出负相关关系。本文将在后文进行机制检验。

由表 2 的结果还可以发现, 虽然联系人呼入电话次数和向联系人呼出电话次数的回归结果均十分显著,但是呼入电话次数的影响绝对值和系数显著性均更高,而在前文描述性统计中可以看到二者均值及分位数等数据特征十分接近。这可能是由于呼入电话次数和呼出电话次数分别代表了“被动型”社会资本和“主动型”社会资本,虽然两者均可以代理借款人社会资本,但由于“被动型”社会资本较少受到借款人自身行为控制,其中可能蕴含了更多、更准确的社会资本信息,因此对社会资本的刻画效果更好。这也进一步支持了借款人社会资本会降低贷款违约概率的结论。

2. 机制检验结果

基准回归发现社会资本越强的借款人贷款违约率越低,验证了机会成本机制,但对于是否存在逆向选择机制尚未提供实证证据。正如前文理论演绎中所推演的,逆向选择现象存在的前提是资质较差的借款人的违约成本对社会资本的敏感程度更低, 达到违约决策临界值 S^* 时的社会资本更高。因此,在第一期借款决策中,这类借款人社会资本较强时借款概率仍然较高,使得社会资本更强的借款人更有可能是资质较差的借款人。同时,由于逆向选择是一个动态的市场整体现象,难以寻找合适的代理变量对某个借款人的逆向选择风险进行刻画, 因此这里希望引入合理的指标来刻画借款人资质,从而探究不同资质借款人的违约成本关于社会资本的敏感程度是否发生分离,从而在一定程度上验证是否存在逆向选择机制。

在借贷实践中,该现金贷平台会在借款人短信文本中爬取“逾期”关键词出现的次数,由于该信息蕴含了借款人过往借贷表现的相关信息,平台也将其作为判断借款人资质的重要指标。不论“逾

① 相关性检验结果详见《中国工业经济》网站(http://www.ciejournal.org)附件。

表 2　　社会资本与贷款违约的关系

	Call_in_contact		*Call_out_contact*		*Call_all_contact*	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	Default_1	*Default_2*	*Default_1*	*Default_2*	*Default_1*	*Default_2*
Social_capital	−0.4743***	−0.5289***	−0.2734***	−0.2909***	−0.1860***	−0.2054***
	(−6.1192)	(−4.8291)	(−4.0696)	(−3.0985)	(−5.0809)	(−3.9875)
Social_capital (*marginal effect*)	−0.0635***	−0.0625***	−0.0367***	−0.0345***	−0.0249***	−0.0243***
	(−6.0959)	(−4.8007)	(−4.0630)	(−3.0912)	(−5.0678)	(−3.9717)
Controls	是	是	是	是	是	是
Constant	是	是	是	是	是	是
样本量	15264	8882	15264	8882	15264	8882
Pseudo R^2	0.0563	0.0626	0.0535	0.0591	0.0547	0.0607

注:*、** 与 *** 分别表示 10%、5%与 1%的显著性水平,括号内为 t 值。以下各表同。

期”文本出现在借款人与联系人之间,还是出现在借款人与银行或其他贷款平台之间,该文本的出现均表示借款人在过往借贷经历中有过不良表现。“逾期”文本出现的次数越多,意味着借款人资质越差。因此,这里引入借款人短信中“逾期”文本次数(*Message_overdue*)这一指标来代理借款人资质,并添加借款人资质与社会资本的交叉项(*Social_capital*×*Message_overdue*)以检验借款人资质是否对社会资本与贷款违约之间的关系存在调节作用。以往也有研究通过添加交叉项的方法来进行机制检验(Agarwal et al.,2019;Brown et al.,2019)。

本文样本中,借款人短信中出现“逾期”文本的样本为 1755 个,占总样本的 11.50%,“逾期”文本出现的最大次数为 149 次。通过观察不同设定中交叉项的回归结果,可以探究社会资本对贷款违约的作用是否会受到借款人资质的影响,检验结果如表 3 所示。可以发现,三个维度的通话数量指标仍与两个标准下的贷款违约显著负相关。同时,不同设定中“逾期”文本次数均与贷款违约显著正相关,说明资质越差的借款人贷款违约率越高。但是,不同设定中“逾期”文本次数与通话数量的交叉项均不显著,说明通话数量对贷款违约的作用不会受到“逾期”文本数量的显著影响,即社会资本对贷款违约的作用在不同资质的借款人之间没有发生显著分离。因此,本文并未发现资质较差的借款人的违约成本对社会资本的敏感程度更弱的证据,即没有发现存在逆向选择机制的证据,可以认为社会资本主要通过机会成本机制影响贷款违约。此外,本文也根据借款人短信中是否出现过“逾期”文本进行分样本机制检验,同样验证了交叉项机制检验的结论。①

为了更清晰地反映机制检验结果,本文将不同资质借款人社会资本对贷款违约影响的边际效应展示在图 2 中。在第一种违约率设定下,所有样本均已到期超过 7 天,因此检验样本为全样本;而在第二种违约率设定下,将无法观测逾期是否超过 14 天的样本删除,样本量相对较小。所以,在第一种违约率设定下,“逾期”文本数量在 0—8 时,样本量超过 30,具有统计意义,因此,图中反映了“逾期”文本数量为 0—8 时社会资本对贷款违约的边际效应;而在第二种违约率设定下,“逾期”文本数量在 0—6 时,样本量超过 30,因此图中只反映了“逾期”文本数量为 0—6 时的情况。在六种不同设定下,随着“逾期”文本数量即借款人资质变化,社会资本与贷款违约依然呈现显著负相关。同时,随着“逾期”文本数量增加,社会资本对贷款违约的降低作用从系数大小看非但没有削弱,甚至有所增加,观察不同资质借款人边际效应的置信区间可知其差异并不显著,依然没有发现资质较差

① 检验结果详见《中国工业经济》网站(http://www.ciejournal.org)附件。

表 3　　社会资本与贷款违约的机制检验

	Call_in_contact		*Call_out_contact*		*Call_all_contact*	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	Default_1	*Default_2*	*Default_1*	*Default_2*	*Default_1*	*Default_2*
Social_capital	−0.4627***	−0.5323***	−0.2600***	−0.2879***	−0.1791***	−0.2052***
	(−5.8574)	(−4.7396)	(−3.8042)	(−2.9882)	(−4.8036)	(−3.8836)
Message_overdue	0.0247**	0.0418***	0.0272**	0.0419***	0.0274**	0.0423***
	(2.2189)	(2.9106)	(2.5349)	(3.0634)	(2.4343)	(2.9762)
Social_capital×Message_overdue	−0.0334	−0.0159	−0.0343	−0.0173	−0.0189	−0.0089
	(−1.0575)	(−0.4229)	(−1.3611)	(−0.5202)	(−1.2989)	(−0.4963)
Controls	是	是	是	是	是	是
Constant	是	是	是	是	是	是
样本量	15264	8882	15264	8882	15264	8882
Pseudo R^2	0.0573	0.0676	0.0547	0.0640	0.0559	0.0656

注：由于包含交叉项，仅展示系数结果，并在图 2 中展示社会资本在不同资质借款人中的边际效应。

的借款人的违约成本对社会资本的敏感程度更弱的证据。图 2 的结果再次表明，社会资本对贷款违约的影响主要来自机会成本作用。

此外，关于“逾期”文本数据可能存在一个顾虑，借款人是否会在平台要求授权访问其手机数据前将这类信息删除，即借款人是否会进行信息操纵。对此，可以从实际操作和实证检验两个角度进行说明。从实际操作角度，一般而言，现金贷平台的授权条款比较模糊也比较冗长，大部分借款人并未仔细阅读便勾选同意，从而使得现金贷平台能够爬取到借款人相关个人信息。因此，信息获取大多发生在借款人未被充分进行条款提示的情况下，这引起了较为严重的隐私泄露问题，也引发了现金贷行业更为严格的监管。此外，现金贷借款人对于平台在纷繁复杂的手机信息中会爬取哪些信息、更关注哪些信息、如何做出信贷决策等可能并不清楚，即借款人操纵信息的能力有限，因此，可以认为利用该信息测度借款人资质总体而言是较为客观的。从实证检验的角度，本文将“逾期”文本次数为 0 的样本全部删除，因为该部分借款人可能存在信息操纵风险，仅保留“逾期”文本次数非 0 的样本进行检验。可以发现，对于该部分借款人而言，社会资本仍然可以显著降低贷款违约，社会资本对贷款违约的作用在不同资质的借款人之间仍然没有发生显著分离，同样支持了前文机制检验的结论。①

五、稳健性检验

前文分析已经得到借款人社会资本可以降低贷款违约概率的结论，同时也发现社会资本通过机会成本作用影响贷款违约的机制。以下将通过替换变量、匹配样本及补充样本等方法进一步证明前文研究结论的稳健性。

1. 替换变量的稳健性检验

除借款人本地设备中与通讯录联系人的通话数量之外，本文还获取了借款人本地设备中所有呼入电话次数(包括联系人及未知号码)以及运营商云端记录的所有通话次数(包括与所有人呼入及呼出的完整记录)。上述指标的时间区间与前文数据相同，同样根据通话时长大于零进行筛选。虽然借款人与联系人通话数量对于衡量真正的社会资本更为准确，但上述两个指标也可以起到一定

① 检验结果详见《中国工业经济》网站(http://www.ciejournal.org)附件。

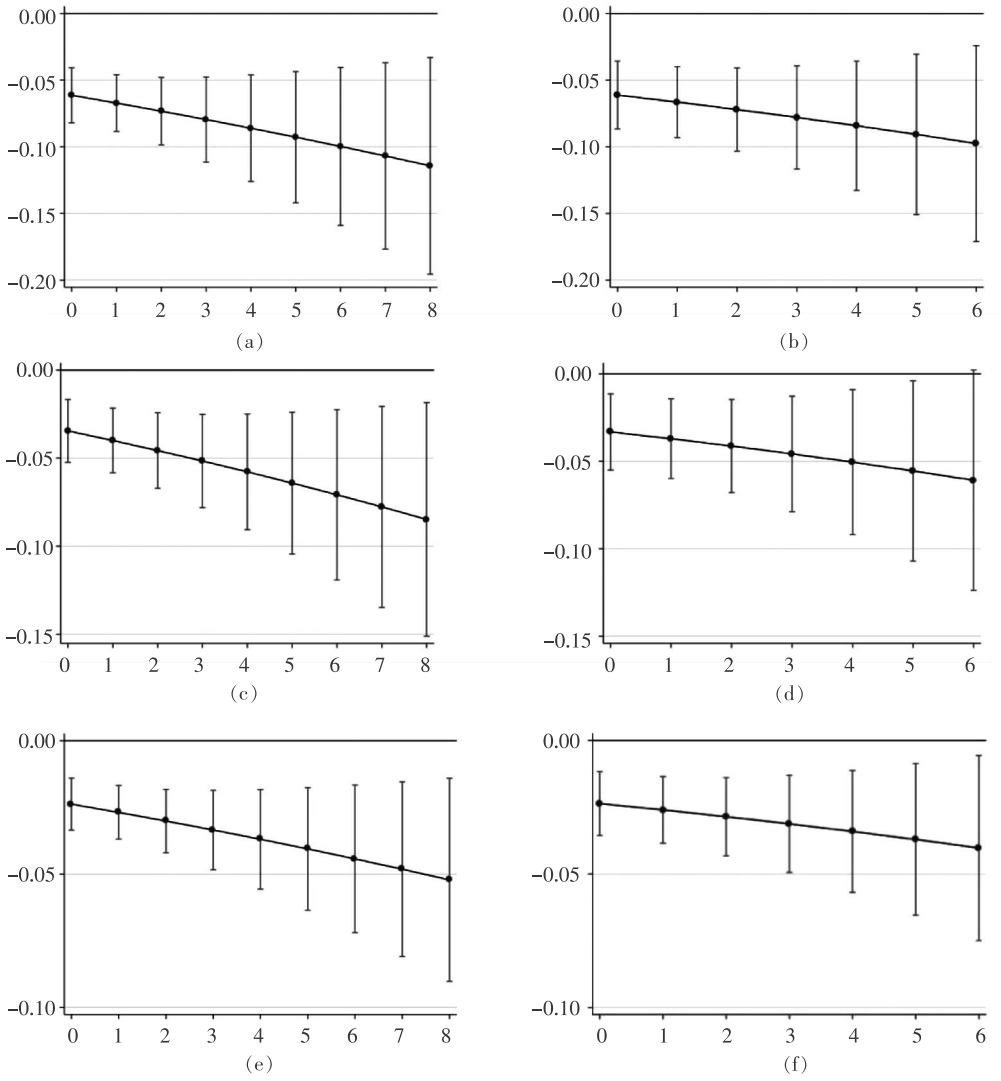

图 2　按照以往逾期情况分类的借款人社会资本对贷款违约的边际影响

注:图中(a)和(b)、(c)和(d)、(e)和(f)分别使用通讯录联系人呼入电话次数、向通讯录联系人呼出电话次数以及与通讯录联系人通话总次数衡量社会资本;图中(a)、(c)、(e)和图中(b)、(d)、(f)分别使用逾期超过一周和逾期超过两周刻画贷款违约;横轴均表示“逾期”文本次数;显著性水平均为 5%。

的衡量作用，仍可以用来进行稳健性检验。回归过程中将上述两个指标同样除 100 并进行缩尾处理,结果见表 4。可以发现,借款人本地设备中所有呼入电话次数(*Call_in*)及运营商记录的所有通话次数(*Call_cloud*)均与两个标准下的贷款违约显著负相关,且由社会资本对贷款违约影响的边际效应可知该影响同样具有显著的经济意义。上述检验同样发现借款人社会资本越高,其贷款违约率越低,证明了本文主体结论的稳健性。

此外,这里引入多头借贷风险(*Multiple_sources*)衡量借款人资质并进行机制检验。在网贷实践中,现金贷平台也十分关注借款人这一风险,因此会获取借款人手机中其他借贷类 APP 的数量作为判断借款人资质的重要指标，借贷类 APP 数量较多可能意味着借款人从多处借贷的可能性较大,甚至存在“拆东墙补西墙”的借贷行为。这里利用其他借贷类 APP 数量是否高于均值来衡量借

表 4　　社会资本与贷款违约的稳健性检验

	Call_in		*Call_cloud*	
	(1)	(2)	(3)	(4)
	Default_1	*Default_2*	*Default_1*	*Default_2*
Social_capital	−0.1175***	−0.1350***	−0.0088**	−0.0121**
	(−5.5143)	(−4.5010)	(−2.4496)	(−2.4135)
Social_capital (*marginal effect*)	−0.0157***	−0.0160***	−0.0012**	−0.0014**
	(−5.4965)	(−4.4776)	(−2.4483)	(−2.4101)
Controls	是	是	是	是
Constant	是	是	是	是
样本量	15264	8882	15264	8882
Pseudo R^2	0.0554	0.0619	0.0522	0.0582

款人是否存在多头借贷风险,样本中其他借贷类 APP 数量均值为 4.82,其中 41.23%的样本达到 5 个及以上,*Multiple_sources* 被标记为 1。这里添加多头借贷风险与社会资本的交叉项(*Social_capital*×*Multiple_sources*)来验证机制检验的稳健性。由表 5 的回归结果可知,三个维度的通话数量指标仍与两个标准下的贷款违约显著负相关;同时,不同设定中交叉项均不显著,说明通话数量对贷款违约的作用同样不会受到多头借贷风险的显著影响, 同样没有发现不同资质的借款人违约成本关于社会资本敏感程度不同的证据。另外,可以观察到多头借贷风险对贷款违约的直接影响并不显著,这可能是由于该变量所包含的信息有很多反映在了平台构建的模型分数当中。

表 5　　社会资本与贷款违约作用机制的稳健性检验

	Call_in_contact		*Call_out_contact*		*Call_all_contact*	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	Default_1	*Default_2*	*Default_1*	*Default_2*	*Default_1*	*Default_2*
Social_capital	−0.5279***	−0.4803***	−0.2832***	−0.2126*	−0.2000***	−0.1693***
	(−5.2899)	(−3.4095)	(−3.3670)	(−1.8140)	(−4.3127)	(−2.6011)
Multiple_sources	−0.0663	−0.0006	−0.0354	0.0341	−0.0500	0.0213
	(−1.1602)	(−0.0074)	(−0.6281)	(0.4377)	(−0.8744)	(0.2701)
Social_capital×*Multiple_sources*	0.1181	−0.1297	0.0137	−0.2164	0.0290	−0.0977
	(0.7857)	(−0.6067)	(0.1034)	(−1.1609)	(0.4057)	(−0.9641)
Controls	是	是	是	是	是	是
Constant	是	是	是	是	是	是
样本量	15264	8882	15264	8882	15264	8882
Pseudo R^2	0.0564	0.0627	0.0536	0.0595	0.0548	0.0610

与图 2 类似,本文也按照多头借贷风险分类,观察不同资质借款人社会资本对贷款违约影响的边际效应,同样发现不同资质借款人社会资本对贷款违约的作用不存在显著差异。此外,本文也根据借款人是否存在多头借贷风险进行分样本机制检验,以及仅保留其他借贷类 APP 数量不为 0 的样本进行机制检验,以避免借款人可能存在的信息操纵行为对本文实证结果的干扰。这些检验均支持了前文机制检验的结论,社会资本主要通过机会成本作用降低贷款违约。①

① 检验结果详见《中国工业经济》网站(http://www.ciejournal.org)附件。

2. 匹配样本的稳健性检验

本文也采用样本匹配的方法解决可能存在的样本选择偏差问题，并使用匹配后的样本进行检验以证明本文结论的稳健性。样本匹配可以使社会资本较高与社会资本较低的借款人除社会资本之外的其他特征十分接近，从而使违约表现的差异更大程度上取决于社会资本的差异。本文参照Fang et al.(2014)及Lemmon and Roberts(2010)采用的PS Match方法,通过一对一无放回匹配为每一个高社会资本组借款人匹配一个其他特征非常接近的低社会资本组借款人。[①]匹配平衡性检验表明,匹配之前高社会资本组与低社会资本组各个变量的组间差异均十分显著,而匹配后均不存在显著差异。下文将以表6为例展示匹配后样本的检验结果，表6使用与通讯录联系人通话总次数(*Call_all_contact*)衡量社会资本。第(1)、(2)列通过指示变量刻画社会资本,高社会资本组与低社会资本组借款人的社会资本变量分别标记为1和0,可以发现,高社会资本组的贷款违约率显著低于低社会资本组,而社会资本与借款人资质的交叉项系数并不显著。第(3)、(4)列为使用社会资本原始变量的回归结果,也得到了相同的实证结论。使用通讯录联系人呼入电话次数(*Call_in_contact*)、向通讯录联系人呼出电话次数(*Call_out_contact*)衡量社会资本时,匹配后样本的检验结果同样支持了基准回归与机制检验中的结论。

3. 补充样本的稳健性检验

由于现金贷平台数量众多且容易受到政策影响,不同平台的信贷决策依据也不尽相同,使用单一现金贷平台的数据可能会带来样本代表性不足的问题，本文也利用另一家平台的数据进行补充检验,以证明本文实证结论的可靠性。对现金贷行业影响最大的一个政策是2017年12月1日发布的《关于规范整顿"现金贷"业务的通知》。补充样本中现金贷放款时间为2017年9月至10月,恰好与主体样本不同,处于行业政策之前,且放款时间跨度也更长。补充样本中现金贷贷款期限更长,分为14天和30天两种。贷款违约与社会资本指标所关注的时间也更长,贷款违约相关的因变量为逾期是否超过30天,社会资本相关的自变量为该平台主要获取并参考的借款前六个月与借款人有过通话联系的联系人数量。补充样本所处政策时期、放款时间跨度以及核心指标定义均与本文主体样本有所不同,因此可以在一定程度上解决样本代表性不足的问题。

使用补充样本的不同实证设定中,社会资本与贷款违约同样呈现出显著的负相关关系,支持了本文主体结论。[②]由于该样本中变量字节相对较少,对于机制检验、稳健性检验及拓展研究的工作受到限制,因此并未将该样本作为本文的主要实证样本。

六、进一步讨论

前文通过一系列检验分析了借款人社会资本对贷款违约的影响及机制，下面将进一步拓展社会资本与贷款违约的相关研究，从而证明现金贷平台主要获取以及本文主要使用借款人三个月内通话数量来衡量社会资本是更为准确的。

由于借款人社会资本具有逐渐变化但相对稳定的特征，用较为长期的三个月通话信息可以平滑掉借款人某些短期冲击引起的通话数量变化;而若使用较为短期的通话信息,如一个月通话数量进行衡量,则可能受短期冲击影响产生较大波动。除运营商记录的借款人三个月通话数量之外,本文主体样本的现金贷平台也会获取运营商记录的借款人一个月通话数量，并通过二者对比以观察借款人是否存在异常行为。本文同样利用运营商数据中一个月与三个月通话数量构造比值,从而衡

① 完整的匹配过程及检验结果详见《中国工业经济》网站(http://www.ciejournal.org)附件。

② 补充样本具体情况及检验结果详见《中国工业经济》网站(http://www.ciejournal.org)附件。

表 6　　匹配后样本社会资本与贷款违约的关系及机制检验

	指示变量		原始变量	
	(1)	(2)	(3)	(4)
	*Default*_1	*Default*_2	*Default*_1	*Default*_2
Panel A:匹配后样本社会资本与贷款违约的关系				
Social_capital	−0.2082***	−0.2343***	−0.2044***	−0.2142***
	(−4.5376)	(−3.6957)	(−4.8238)	(−3.6237)
Social_capital (*marginal effect*)	−0.0248***	−0.0239***	−0.0243***	−0.0219***
	(−4.5056)	(−3.6542)	(−4.7845)	(−3.5840)
Constant	是	是	是	是
样本量	7710	4615	7710	4615
Pseudo R^2	0.0059	0.0076	0.0068	0.0074
Panel B:匹配后样本社会资本与贷款违约的机制检验				
Social_capital	−0.2069***	−0.2278***	−0.1978***	−0.2092***
	(−4.4317)	(−3.5008)	(−4.5637)	(−3.4395)
Message_overdue	0.0092	0.0368***	0.0207	0.0477**
	(1.4450)	(2.7148)	(1.4286)	(2.3558)
Social_capital×*Message_overdue*	−0.0014	−0.0107	−0.0136	−0.0158
	(−0.1036)	(−0.5213)	(−0.8168)	(−0.8090)
Constant	是	是	是	是
样本量	7710	4615	7710	4615
Pseudo R^2	0.0066	0.0139	0.0078	0.0144

量借款人是否存在异常行为，进而衡量其社会资本的稳定性。本文将该变量命名为社会资本异常(*Abnormity*),该变量取值越大,说明借款人近期与他人联系频度相较于之前越高。这种异常行为很可能反映其最近遭受负向冲击,而该冲击或许会对借款人还款表现造成不利影响,因此可能存在更高的风险。从表 7 的回归结果可以发现,借款人近期联系频度相较于之前越高,即借款人社会资本异常越严重,则其贷款违约率越高。

此外,除社会资本异常指标外,本文也在表 8 中加入三个维度的社会资本变量进行补充检验。可以发现三个维度的社会资本指标与两个标准下的贷款违约指标均呈现出显著的负相关关系,这与之前主体研究的结论一致。同时可以发现,在三个维度的社会资本指标下,社会资本异常均与贷款违约呈现正相关关系。但对比第(1)、(3)、(5)列和第(2)、(4)、(6)列的数据结果发现,使用逾期一周和逾期两周这两个不同的指标来衡量贷款违约时，社会资本异常对贷款违约的影响程度存在明显差异,当使用更长期的逾期指标来衡量贷款违约时,社会资本异常影响的绝对值及显著性都明显下降。这也说明借款人社会资本异常变化可能会在短期内加剧其逾期行为,但对于最终违约行为的影响较小。

七、结论与启示

社会资本的界定方式及其对市场参与者经济行为的影响一直受到学者们的广泛关注，本文聚焦于借贷市场,主要研究社会资本对贷款违约的影响。首先从包含借款人借款决策和违约决策的两期模型出发，结合机会成本理论及信息不对称下的逆向选择理论梳理出机会成本与逆向选择两个对立机制。随后,本文用借款人与联系人通话信息衡量社会资本,用借款人不同维度的逾期信息衡

表 7　　社会资本异常与贷款违约的关系

	(1)	(2)
	Default_1	*Default_2*
Abnormity	0.2731***	0.2338***
	(4.6079)	(2.8666)
Abnormity (marginal effect)	0.0367***	0.0278***
	(4.5979)	(2.8604)
Controls	是	是
Constant	是	是
样本量	14078	8235
Pseudo R^2	0.0532	0.0552

表 8　　社会资本、社会资本异常与贷款违约的关系

	Call_in_contact		*Call_out_contact*		*Call_all_contact*	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	Default_1	*Default_2*	*Default_1*	*Default_2*	*Default_1*	*Default_2*
Social_capital	−0.5149***	−0.6097***	−0.2622***	−0.3000***	−0.1921***	−0.2270***
	(−5.6945)	(−4.7658)	(−3.4489)	(−2.8309)	(−4.5445)	(−3.8206)
Social_capital (marginal effect)	−0.0689***	−0.0721***	−0.0352***	−0.0356***	−0.0258***	−0.0269***
	(−5.6743)	(−4.7364)	(−3.4449)	(−2.8252)	(−4.5347)	(−3.8060)
Abnormity	0.1293**	0.0659	0.2005***	0.1518*	0.1660***	0.1091
	(2.0172)	(0.7459)	(3.1969)	(1.7595)	(2.6145)	(1.2480)
Abnormity (marginal effect)	0.0173**	0.0078	0.0269***	0.0180*	0.0223***	0.0129
	(2.0164)	(0.7458)	(3.1936)	(1.7580)	(2.6127)	(1.2475)
Controls	是	是	是	是	是	是
Constant	是	是	是	是	是	是
样本量	14078	8235	14078	8235	14078	8235
Pseudo R^2	0.0577	0.0614	0.0548	0.0573	0.0560	0.0591

量贷款违约,实证检验发现社会资本可以降低贷款违约概率;并引入借款人短信中“逾期”文本数量等信息进行机制检验,进一步厘清社会资本通过机会成本机制影响贷款违约。在一系列稳健性检验之后,本文还研究了社会资本异常指标对借款人违约行为的影响,发现借款人社会资本异常变化会加剧其短期逾期行为,但对最终违约行为影响较小。

本文的研究结论具有以下几方面的实践意义:

(1)从信贷行业风险控制的角度看,该研究对于贷款机构健全贷款审核体系、规范贷款审核工作有一定启发。就贷款审核体系而言,本文发现借款人社会资本可以显著降低贷款违约率,因此在合法合规的前提下,贷款机构可以在信息收集过程中获取借款人社会资本相关信息,将其作为贷款审核的参考指标,进而仔细识别违约风险,筛选出优质借款人;就贷款审核工作而言,在目前的网贷实践中,许多网贷机构由于贷款审核体系不完善、贷款审核工作不规范,使得贷款质量较低,后续引起包括暴力催收在内的诸多不当行为,造成恶劣影响,因此贷款机构在业务开展过程中应该将工作重心更多置于贷款的贷前审核,而非事后催收,从而提高贷款质量并降低融资成本,在提高企业绩

效的同时促进信贷行业尤其是网贷行业的健康发展。

(2)该研究也可以为进一步推进征信体系建设提供合理性及必要性支撑。本文研究表明,借款人违约信息传递至社交网络中会引起社会耻辱成本,从而约束借款人违约行为,而征信体系建设可以推动信贷信息更加公开化、透明化,因此可以更好地约束借款人行为。在目前的金融和法律实践中,金融机构建立信用黑名单、法律限制失信被执行人高消费等行为对于征信体系建设十分重要,因为这些实践也是推动信贷信息公开透明的重要举措。然而在中国征信实践中,也存在信息孤岛、标准各异、监管不足等问题。因此,在大数据产业迅猛发展的当下,还需在政府监管、行业监管及征信企业的合力之下,加强机构间信用数据共建共享、推进征信工作标准化和规范化、拓展征信信息使用广度及深度,从而将信用数据触及传统金融机构、网络贷款机构、线上购物平台、公共事务参与等方方面面,形成公民"信用身份证"。征信体系建设在解决信贷行业尤其是网贷行业乱象的同时,也将不断在日常生活的方方面面约束公民行为。

(3)本文研究结论还在一定程度上印证了金融教育普及的必要性。包括本文在内的诸多研究发现,除借款人收入、资产等硬信息之外,社会资本等软信息也会影响到借款人违约行为。这说明除还款能力外,还款意愿也是影响借款人违约行为的十分重要的因素。因此,政府部门、行业媒体等机构应该广泛利用电视广播、数字媒体等渠道,多层面、多角度地进行金融教育,特别是金融风险教育和征信知识教育。这一方面可以引导公众根据自身风险承受能力合理进行产品选择,另一方面也会引导公众提高还款意愿、降低违约行为、树立守信意识,从而从公众自律的角度促进信贷行业乃至经济社会的健康发展。

由于所获数据限制,本文还存在一些局限性有待后续拓展。文中使用借款人与联系人通话信息衡量社会资本,虽然电话社交是借款人线下社交的重要方式(Wellman et al.,2001),但除线下社交外,借款人还存在诸多线上社交方式,如果能够合理获得并使用这些社交过程中产生的数据则可以反映借款人线上社会资本,形成更综合、更全面的社会资本指标。①未来在数据可得的情况下,可以对社会资本的衡量从多个维度进一步拓展,从而使本文的研究结论更加具有现实意义。

〔参考文献〕

〔1〕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):150-163.

〔2〕申宇,赵玲,吴风云. 创新的母校印记:基于校友圈与专利申请的证据[J]. 中国工业经济, 2017,(8):156-173.

〔3〕王博,梁洪,张晓玫. 利率市场化、货币政策冲击与线上线下民间借贷[J]. 中国工业经济, 2019,(6):60-78.

〔4〕王博,张晓玫,卢露. 网络借贷是实现普惠金融的有效途径吗——来自"人人贷"的微观借贷证据[J]. 中国工业经济, 2017,(2):98-116.

〔5〕Agarwal, S., J. He, T. F. Sing, and C. Song. Do Real Estate Agents Have Information Advantages in Housing Markets[J]. Journal of Financial Economics, 2019,134(3):715-735.

〔6〕Agarwal, S., S. Chomsisengphet, and C. Liu. Consumer Bankruptcy and Default: The Role of Individual Social Capital[J]. Journal of Economic Psychology, 2011,32(4):632-650.

〔7〕Bailey, M., R. Cao, T. Kuchler, and J. Stroebel. The Economic Effects of Social Networks: Evidence from the Housing Market[J]. Journal of Political Economy, 2018,126(6):2224-2276.

〔8〕Breza, E., and A. G. Chandrasekhar. Social Networks, Reputation, and Commitment: Evidence from a Savings Monitors Experiment[J]. Econometrica, 2019,87(1):175-216.

〔9〕Brown, J. R., J. A. Cookson, and R. Z. Heimer. Growing up without Finance [J]. Journal of Financial

① 关于社会资本指标的具体讨论详见《中国工业经济》网站(http://www.ciejournal.org)附件。

Economics, 2019,134(3):591–616.

〔10〕Cai, J., R. A. Walkling, and K. Yang. The Price of Street Friends: Social Networks, Informed Trading, and Shareholder Costs[J]. Journal of Financial and Quantitative Analysis, 2016,51(3):801–837.

〔11〕Chatterjee, S., D. Corbae, M. Nakajima, and R. José–Víctor. A Quantitative Theory of Unsecured Consumer Credit with Risk of Default[J]. Econometrica, 2007,75(6):1525–1589.

〔12〕Chen, X., L. Zhou, and D. Wan. Group Social Capital and Lending Outcomes in the Financial Credit Market: An Empirical Study of Online Peer–to–Peer Lending [J]. Electronic Commerce Research and Applications, 2016,(15):1–13.

〔13〕Chen, Y., Q. Wang, and J. Xie. Online Social Interactions: A Natural Experiment on Word of Mouth versus Observational Learning[J]. Journal of Marketing Research, 2011,48(2):238–254.

〔14〕Dobbie, W., and P. M. Skiba. Information Asymmetries in Consumer Credit Markets: Evidence from Payday Lending[J]. American Economic Journal: Applied Economics, 2013,5(4):256–282.

〔15〕Drozd, L., and R. Serrano–Padial. Modeling the Revolving Revolution: The Debt Collection Channel [J]. American Economic Review, 2017,107(3):897–930.

〔16〕Fang, V. W., X. Tian, and S. Tice. Does Stock Liquidity Enhance or Impede Firm Innovation [J]. Journal of Finance, 2014,69(5):2085–2125.

〔17〕Fracassi, C. Corporate Finance Policies and Social Networks[J]. Management Science, 2016, 63(8):2420–2438.

〔18〕Freedman, S., and G. Z. Jin. The Information Value of Online Social Networks: Lessons from Peer–to–Peer Lending[J]. International Journal of Industrial Organization, 2017,(51):185–222.

〔19〕Ge, R., J. Feng, B. Gu, and P. Zhang. Predicting and Deterring Default with Social Media Information in Peer–to–Peer Lending[J]. Journal of Management Information Systems, 2017,34(2):401–424.

〔20〕Gross, D. B., and N. S. Souleles. An Empirical Analysis of Personal Bankruptcy and Delinquency [J]. Review of Financial Studies, 2002,15(1):319–347.

〔21〕Hornik, J., R. S. Satchi, L. Cesareo, and A. Pastore. Information Dissemination via Electronic Word–of–Mouth: Good News Travels Fast, Bad News Travels Faster[J]. Computers in Human Behavior, 2015,(45):273–280.

〔22〕Karlan, D., and J. Zinman. Observing Unobservables: Identifying Information Asymmetries with a Consumer Credit Field Experiment[J]. Econometrica, 2009,77(6):1993–2008.

〔23〕Kuhnen, C. M. Business Networks, Corporate Governance, and Contracting in the Mutual Fund Industry[J]. Journal of Finance, 2010,64(5):2185–2220.

〔24〕Kuhnen, C. M., and B. T. Melzer. Noncognitive Abilities and Financial Delinquency: The Role of Self–Efficacy in Avoiding Financial Distress[J]. Journal of Finance, 2018,73(6):2837–2869.

〔25〕Lemmon, M., and M. R. Roberts. The Response of Corporate Financing and Investment to Changes in the Supply of Credit[J]. Journal of Financial and Quantitative Analysis, 2010,45(3):555–587.

〔26〕Libai, B., E. Muller, and R. Peres. Decomposing the Value of Word–of–Mouth Seeding Programs: Acceleration versus Expansion[J]. Journal of Marketing Research, 2013,50(2):161–176.

〔27〕Lin, M., S. Viswanathan, and N. R. Prabhala. Judging Borrowers by the Company They Keep: Social Networks and Adverse Selection in Online Peer–to–Peer Lending[J]. Management Science, 2013,59(1):17–35.

〔28〕Loureiro, Y. K., and L. Gonzalez. Competition against Common Sense: Insights on Peer–to–Peer Lending as a Tool to Allay Financial Exclusion[J]. International Journal of Bank Marketing, 2015,33(5):605–623.

〔29〕Parmeter, C. F., and S. Sarangi. On the Complex Relationship between Different Aspects of Social Capital and Group Loan Repayment[J]. Economic Modelling, 2020,(90):92–107.

〔30〕Portes, A. Social Capital: Its Origins and Applications in Modern Sociology [J]. Annual Review of Sociology,

1998,24(1):1-24.

〔31〕Rantala, V. How Do Investment Ideas Spread through Social Interaction? Evidence from a Ponzi Scheme[J]. Journal of Finance, 2019,74(5):2349-2389.

〔32〕Shahriar, A. Z. M., L. A. Unda, and Q. Alam. Gender Differences in the Repayment of Microcredit: The Mediating Role of Trustworthiness[J]. Journal of Banking & Finance, 2020,(110):105685.

〔33〕Shue, K. Executive Networks and Firm Policies: Evidence from the Random Assignment of MBA Peers[J]. Review of Financial Studies, 2013,26(6):1401-1442.

〔34〕Subrahmanyam, K., S. M. Reich, N. Waechter, and G. Espinoza. Online and Offline Social Networks: Use of Social Networking Sites by Emerging Adults [J]. Journal of Applied Developmental Psychology, 2008,29(6): 420-433.

〔35〕Taylor, S. E. Asymmetrical Effects of Positive and Negative Events: The Mobilization-Minimization Hypothesis[J]. Psychological Bulletin, 1991,110(1):67-85.

〔36〕Wellman, B., A. Q. Haase, J. Witte, and K. Hampton. Does the Internet Increase, Decrease, or Supplement Social Capital? Social Networks, Participation, and Community Commitment [J]. American Behavioral Scientist, 2001,45(3):436-455.

Can Borrowers' Social Capital Reduce Its Loan Default Rates ——Evidence from Cash Loan Market

LIAO Li, LI Meng-yun, WANG Zheng-wei

(PBC School of Finance, Tsinghua University, Beijng 100083, China)

Abstract: Social capital refers to the sum of resources brought by owning social networks, which is related to the scale of social networks and affects various economic behaviors of market participants, including default. This paper firstly deduces the relationship between social capital and default through a proposed model. Default will bring social stigma cost when it is transmitted to social networks. The stronger the social capital, the higher the opportunity cost of default and the lower the default rates. However, in the case of information asymmetry, there may be adverse selection of social capital. In other words, borrowers with stronger social capital may, on the contrary, be those with worse qualification and higher default rates. This paper mainly uses the data from a cash loan company to identify borrowers' social capital through the number of calls between borrowers and their mobile contacts, and it is confirmed that social capital can reduce default through a series of tests. Subsequently, this paper introduces information such as the number of overdue texts in borrowers' SMS to distinguish their qualifications and conduct mechanism tests, which further indicate that social capital reduces default through the opportunity cost mechanism and there is no evidence of adverse selection mechanism. Overall, based on the theory of opportunity cost and adverse selection under asymmetric information, this paper deduces the relationship between social capital and default innovatively. Moreover, this paper measures social capital innovatively through the number of calls. The number of overdue texts can also distinguish borrowers' qualifications innovatively. This paper can provide guidance for loan approval and risk control and can also provide support for credit system construction.

Key Words: social capital; loan default; opportunity cost; adverse selection

JEL Classification: G14 G21 G23

〔责任编辑:崔志新〕