

DOI: 10.16538/j.cnki.fem.2017.05.007

抱团是否可以取暖? ——群组制度对P2P借贷行为的影响研究

彭红枫, 杨柳明

(武汉大学 经济与管理学院, 湖北 武汉 430072)

摘要: 银行和企业通过抱团、组建联盟来充分运用和整合市场资源, 抱团能给银行、企业注入竞争与发展的强大活力, 使其携手应对严峻形势, 度过“寒冬”, 那么在互联网金融领域, 借款人通过抱团、加入群组, 是否能够像银行或企业那样“取暖”。本文选取Prosper网络借贷平台上的交易数据为样本, 从五个视角实证分析群组制度对P2P网络借贷行为的影响, 结果显示不同借款人选择是否抱团的策略不同, 借款人抱团在一定程度上可以“取暖”, 但不同借款人的“取暖效果”不同。具体而言: 信用等级越低的借款人更倾向于加入群组, 并且加入群组对其借款成功率和借款利率的影响更为明显; 加入群组可以显著地提高借款成功率, 降低借款利率, 提高筹资效率, 但加入群组的借款人的事后还款表现欠佳, 违约率偏高。本文的研究为国内P2P网络平台借贷的健康发展提供了有益借鉴。

关键词: 群组制度; 借款成功率; 借款利率; 筹资效率; 违约率

中图分类号: F270 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-4950(2017)05-0085-15

一、引言

随着现代信息科技的高速发展, 基于移动支付、社交网络、搜索引擎和云计算等的互联网金融模式正在改变传统金融体系的价值创造和服务方式, 其中Peer-to-Peer(P2P)网络借贷正是一种融合互联网技术的新型金融模式(谢平和邹传伟, 2012; 皮天雷和赵铁, 2014)。P2P借贷模式从欧美国家兴起并在世界各地快速发展, 以英国的Zopa、美国的Prosper和Lending Club、德国的Auxmoney、日本的Aqush及内地的宜信、拍拍贷和人人贷为代表。

P2P网络借贷具有贷款门槛低、覆盖面广、信息流通快、交易手续便捷、涉及金额小、借款期限较短等特点, 这些是相对于正规金融机构无可比拟的竞争优势, 在一定程度上更好地满足了小微企业和创业者的融资需求。但是与线下借贷市场相比, P2P网络借贷市场中借贷双方信

收稿日期: 2016-07-28

基金项目: 国家自然科学基金重点项目(71631005); 湖北省教育厅哲学社会科学重大研究项目(16ZD003); 武汉大学人文社会科学青年学者学术团队建设计划资助(16WSKTD008)

作者简介: 彭红枫(1976—), 男, 武汉大学经济与管理学院教授, 博士生导师;

杨柳明(1991—), 男, 武汉大学经济与管理学院硕士研究生(通讯作者)。

息不对称的现象更加突出,由于网络的虚拟性、平台的风险控制不健全等问题,逆向选择和道德风险成为P2P运行的最大障碍。为了使投资者能够基于有效信息做出明智的决定,P2P网络借贷平台要求借款人提供由外部机构验证的财务信息,例如月收入、住房认证、借款陈述等;此外,平台还要求用户提供个人信息,例如性别、年龄、照片等。Stein(2002)将以上信息划分为硬信息和软信息,硬信息是能被客观量化和证实的内容,如借款的财务因素、个人特征因素等,而软信息一般不能像硬信息那样完全用一个数字或分数来总结(Petersen, 2004),如借款人的借款陈述等。Lin等(2013)指出以上基本信息是投资者评估借款人还款可能性的主要参照因素,对于借贷行为有着重要的影响。

基于此,许多学者研究了财务因素、个人特征因素和借款陈述等对P2P平台网络借贷行为的影响。在财务因素方面,Puro等(2010)通过分析Prosper的数据发现借款额度会对借款成功率产生较为明显的影响,借款人通常会通过降低借款额度来提高借款成功率,并且借款人提供的初始利率与借款成功率成正比。此外,他们根据回归分析理论设计了一个决策辅助系统来帮助借款人做出有效决策,进而提高借款成功率。在个人特征因素方面,Pope和Sydnor(2011)研究表明种族、年龄、性别、体重和外貌美丽对借款成功有显著影响,即非裔美国人比其他信用相近的白人更难获得贷款,并且35~60岁的借款者比年龄小于35岁的借款者更容易获得贷款。此后,Ravina(2012)发现外貌可信、种族、年龄及个人特征都会影响贷款人的决策,在违约率相同的情况下,外貌可信的借款者比相貌一般的借款者的借款成功率高1.59%,相对于白人而言,黑人更难获得贷款,且违约概率比白人高。在借款陈述方面,Sonenshein等(2011)研究表明信用等级较低的借款人可以通过合理的借款解释赢得贷款人的信任,影响贷款人的行为决策,但往往对借款目的和自身情况描述详细的借款人更可能发生逾期违约事件,因此他们认为根据借款陈述的内容决定是否投资可能并不合理。王会娟和廖理(2014)以人人贷的交易数据研究了借款陈述对P2P借贷行为的影响,结果表明,借款人的借款描述字数越多,越不容易获得借款,而借款描述展现的人格越多,越能吸引投标人,满标时间越快,据此他们建议借款人更应注重借款描述的质量而不是数量。

此外,P2P网络借贷平台将Facebook、Twitter等社交网络与传统民间借贷市场的社交借贷融合,将线下的社会关系转移到线上,在平台引入群组(groups)制度,鼓励借贷双方在平台上建立群组关系,组员之间可能具有某些相同的背景,例如相同的职业或相似的教育背景。Krumme和Sergio Herrero(2009)指出,平台可以充分利用组员的社会关系,促进借款人和投资者之间的信息交流,投资者可以通过这种社会资本深入了解借款人,从而更好地做出投资决策。Lin等(2009)将社交网络的相关信息归为“软信息”,发现社会网络在P2P借贷市场中发挥着重要作用,加入“可信群组”的借款人的借款成功率往往比较高。同时,Greiner和Wang(2009)研究表明加入群组的借款人更容易借款成功。此外,群的级别提高和群内人数的增加也都有利于降低借款人的借款利率。

从现有研究来看,虽然有学者研究了群组制度对P2P借贷行为的影响,但研究角度较为局限,并且不能将研究的问题纳入一个整体分析框架,缺乏系统和逻辑性,并且,这些研究大多缺乏理论模型和理论分析。基于此,本文将从理论和实证两方面深入分析群组制度与借贷行为之间的关系,以期更加全面地考察借款人的“群组信息”对P2P网络借贷行为的影响。具体而言,本文旨在探究以下几个问题:在P2P网络借贷中,哪些借款人更倾向于加入群组?借款人加入群组能否增加投资者的信任,提高借款成功率?对于成功借款的样本来说,其借款利率和单位时间的筹资额不尽相同,那么加入群组是否能降低借款利率,提高筹资效率?在前一个问题成立

的前提下,加入群组对哪部分信用等级的借款人影响更大?最后,对于成功借款的借款人,如果继续追踪其还款表现,那么加入群组与不加入群组的两部分借款人的还款表现是否存在差异?

鉴于国内P2P网贷平台的发展尚处于初级阶段,几乎所有的平台都尚未建立群组制度,因此本文选取美国Prosper网络借贷平台的数据作为研究样本,考察群组制度对于网络借贷行为的影响。实证结果表明,信用等级较低的借款人更倾向于加入群组,加入群组可以提高借款成功率;对于成功借款的人来说,加入群组的借款人借款利率较低、筹资效率更高;进一步地,信用等级较低的借款人加入群组对其借款成功率和借款利率的影响更为明显,但加入群组的借款人的事后还款表现不尽如人意,违约率偏高。

本文的研究贡献主要体现在以下几个方面:首先,本文通过构建模型,刻画了群组这一社会资本对借贷行为的影响;其次,本文的实证结论对于借款人和投资者参与网络借贷具有重要启示,例如,一方面,借款人可以通过加入群组提高借款成功率,另一方面,投资者不能偏向于具有群组属性的借款人,因为此类借款人的事后违约风险偏高;最后,本文对于国内P2P平台群组制度的设计提供了经验证据,有助于P2P网贷平台的健康发展。

二、理论分析与研究假设

(一)加入群组与借款人的信用等级、借款成功率

Collier和Hampshir(2010)运用信号理论研究了P2P平台借贷利率的影响因素,他们将信号分为群组的结构性信号(structural signals)、个人信号(individual signals)和群组的行为信号(behavioral signals),结构性信号包括群组的规模、等级、加入条件,个人信号代表借款人的信用等级,行为信号包括群组的背书、成员交易及学习效应。廖理等(2014)提出,解决P2P平台信息不对称的重要方式是要借助信息披露和信号理论,并将P2P平台上借款人披露的信息分为硬信息和软信息,群组信息属于软信息的一种。因此,借助国内外学者的研究结果,本文根据信号传递理论,分析哪些借款人更倾向于加入群组及加入群组的借款人的借款情况。

考虑市场中存在一个借款人和投资人,借款人的信用等级 θ 存在两种可能的取值,一种为低信用等级,记为 $\theta=1$;另一种为高信用等级,记为 $\theta=2$ 。假设借款人知道自己的信用等级情况,而投资者不知道借款人具体的信用等级情况,认为该借款人信用低($\theta=1$)或信用高($\theta=2$)的概率为0.5。借款人是否加入群组 $s \in \{0, 1\}$,其中, $s=0$ 代表不加入群组, $s=1$ 代表加入群组。如果借款人要加入群组,首先需要通过群组组长审核,因此需要花费一定的时间和精力去组织、完善自己的资料,这部分成本记为 $C(s, \theta) = s/\theta$,表达式 $C(s, \theta)$ 表明,信用等级越高,加入群组的成本越低,这意味着不同信用等级的人加入群组的成本不同,因此是否加入群组有可能成为传递借款人信用等级的信号。通过观察借款人是否加入群组,投资者决定其投资水平 $invest(s)$ 。因此,借款人效用可以表示为 $U(s, \theta) = invest(s) - C(s, \theta)$ 。

模型唯一、合理的均衡是以下分离均衡^①:

$$\begin{cases} s(\theta = 1) = 0, s(\theta = 2) = 1 \\ invest(s = 0) = 1, invest(s = 1) = 2 \end{cases}$$

在分离均衡中,信用等级低的借款人选择不加入群组($s(\theta = 1) = 0$),信用等级高的借款人选择加入群组($s(\theta = 2) = 1$)。信用等级高的借款人加入群组的成本低于信用等级低的人,因此,通过观察借款人是否加入群组可以将信用等级高和低的借款人区分开来,即是否加入群组可成为传递借款人信用等级的信号;并且,投资者更倾向于投资加入群组的借款人

^① 具体见Spence(1973)。

($invest(s = 1) > invest(s = 0)$)。基于信号理论,在分离均衡满足的条件下,即当较低信用等级的人加入群组的成本比较高时,我们提出如下两个假设:

H1:信用等级高的人越倾向于加入群组。

H2:加入群组的借款人的借款成功率相对较高。

(二)加入群组与借款人筹集资金效率、借款利率

P2P中的借款人可以分为两部分,一部分借款人加入群组,另一部分借款人未加入群组。加入群组的借款人会获得群组内组员的出资,因为位于群组中的投资者对借款人的个人信息掌握更多,信息不对称程度小,其投资行为类似于“众筹”活动中“领投人”的作用。这种行为会给其他投资者释放信号:此借款人属于信用等级较高的筹资者,省去了投资者搜集和整理借款人信息的成本(Samuelson, 1985),从而吸引更多投资者参与投资,因此对于加入群组的借款人来说,成功募集资金所需时间更少、效率更高。基于信息不对称理论,我们提出如下假设:

H3a:加入群组可以降低借款人筹集资金的时间,提高筹资效率。

另外,由于信息不对称的存在,普通投资者总是持谨慎与怀疑态度,而群组内组员之间信息不对称的程度会由于组内的相互交往而削弱。当群组内组员投资于群组内的借款人时,这种行为对外界释放一种信号,普通投资者常常会跟进,羊群效应开始显现,更多投资者的出资使得借款利率下降,即借贷成本下降。基于此,我们提出如下假设:

H3b:加入群组的借款人的借款利率更低。

(三)加入群组对不同信用等级借款人的影响

在上述假设成立的前提下,即加入群组可以提高借款成功率、降低借款利率,那么这些影响对哪部分信用等级的借款人更大呢?

借款人的信用等级能直观地体现借款人的信用情况,已有研究表明,在众多影响借贷行为的因素中,借款人的信用等级对借款利率影响最大,具体表现为借款人信用等级越高,越容易获得贷款,借款利率越低,并且违约率越低(Klafft, 2008; Lin等, 2013),这说明信用等级是揭示借款人信用风险的重要指标。当借款人的信用等级较低时,其信用风险较大,此时借款人可通过加入群组来增加投资者的信任度,降低交易风险,从而提高其借款成功率并降低交易成本;而对于信用等级较高的借款人,其借款成功的可能性本来就较大,并且风险溢价较低,加入群组的边际效用相对较小,因此我们推测,当借款人的信用等级较低时,借款人加入群组更能提高借款成功率并降低借款成本。据此,我们提出本文的第四个假设:

H4:当借款人信用等级较低时,加入群组更能提高借款成功率并降低借款利率。

(四)加入群组与借款人的还款表现

对于成功借款的借款人,如果继续追踪其还款表现,那么加入群组与不加入群组的两部分借款人的还款表现是否会存在差异?

以欺诈为目的的借款人会在P2P借贷平台上注册多个账号,每个账号提交一笔诈骗标的,借款成功后此账号不再使用。因此,他们不会关心自己的账号信用问题,更不会花费大量的时间和精力去申请加入群组(裴平和蔡越, 2016),因此,未加入群组借款人的违约率相对较高。另外, Karlan(2007)和Berger(2009)等学者的研究表明,对于加入群组的借款人来说,一方面,违约会对借款人和该群组的声誉造成显著的负面影响;另一方面,群组组长监督和督促组内成员进行还款。此外,具备群组属性的借款人若出现违约行为,群组成员将对其实施一定的惩罚措施(Bestley 和 Coate, 1995)。基于已有研究,我们提出如下假设:

H5:加入群组的借款人还款表现更好,即借款的违约率更低。

三、数据描述及变量定义

(一)数据选取

Prosper于2006年2月5日上线,是美国第一家P2P网络借贷交易平台,目前有超过220万名注册会员和超过20亿美元的交易额。Prosper运作模式可以概括如下:借款人通过Prosper寻求个人贷款,贷款额度为2 000~35 000美元,期限为3年或5年,贷款利率根据借款人的Prosper评级等确定;投资者(包括个人和机构)可以购买贷款关联的票据进行出借,最低出借金额为25美元;平台负责借款人的信用审核、贷款资金发放和追讨等,并将借款人的还款转给投资者,向借款人一次性收取服务费,向投资者收取管理年费。

一方面,由于网站成立之初交易记录较少,组织架构并不完善,排除此时期样本对研究的干扰;另一方面,近期借款样本如2012年后的借款标的大多还未到期,处于还款状态,其还款表现未知,因此选取美国最大的网络借贷交易平台Prosper网站上2007年至2012年的借贷交易数据为样本,在此时期的借款标的多,数据的完整性高,且样本数据都是竞标处于完成状态的借贷信息,以确保实证结果的准确性。初始样本为34 876个观测,本文对获取的样本进行如下预处理:(1)剔除Prosper平台未提供信用等级的8 077个观测;(2)剔除借款人信息中收入、工作状态及期限不完整或显示负数的观测9 837个;(3)剔除订单信息中借款金额、借款期限及订单结束时间缺失的观测2 731个观测,去除噪声数据后整理得到14 231个有效交易数据。

表1从是否加入群组的角度报告了借款人的基本情况,总观测中有1 732个观测加入群组,占比12.17%,12 499个观测未加入群组,占比87.83%;总观测的借款成功率为66.095 1%。

Panel A是借款人信用等级的分布情况,对于AA信用等级的借款人,其加入群组的比例最高,为22.39%,而其他信用等级的借款人加入群组的比例均明显小于该值,但比例基本相当,因此需要做进一步回归分析。此外,信用等级为AA的观测最多,占比为22.978%,较低信用等级的观测较少,说明观测样本中借款人的信用风险整体较小;而国内学者提供的人人贷数据表明国内借款人的信用等级普遍偏低,信用风险较高,这在一定程度上解释了国内外P2P平台借款成功率差异的根源。

Panel B是借款人的借款成功率分布情况,样本中共有1 732个观测加入群组,其中成功借款的观测有1 724个,占加入群组观测总数的99.54%,加入群组而未成功借款的观测仅有8个;未加入群组的观测借款成功率为61.46%,远低于加入群组的借款成功率,可以初步推断加入群组的借款人借款成功率相对较高。

Panel C是借款人筹集资金的效率、借款利率均值检验。Prosper平台上每个借款人提出的借款金额不同,数额大的借款资金需要很长时间才能筹集完成,为了避免这种情况,本文采用每一笔借款的金额/借款存续时间来衡量筹集资金的效率。T检验的结果表明,相比于没有加入群组的借款人而言,加入群组的借款人筹集资金所需时间更少,效率更高;另外,成功借款样本中,加入群组的借款人的利率均值明显低于未加入群组的借款利率均值。Prosper平台上的利率是通过投资者竞价产生的,当满标时投资者可以继续竞标,直到产生一个合适的利率为止,这种市场化的利率机制有别于国内P2P平台借款人自行设定利率的机制(廖理等,2014)。

Panel D是不同信用等级借款人与借款成功率检验、利率均值检验。可以看到,无论是借款成功率还是借款利率,随着信用等级的下降,加入群组与不加入群组两种情况下的均值差距越大,这种均值差异在1%显著性水平下是显著的,表明了加入群组对较低信用等级的借款人影响更大,即当借款人信用等级较低时,加入群组更能提高借款成功率并降低借款利率。

Panel E是借款人违约的分布情况,对于成功借款的样本,其还款状态可以分为全额偿还

表1 全部借款观测分布情况

| Panel A 借款人的信用等级分布情况 | | | | | | | |
|--|------------------------|--------|-----------|------------|--------------|----------|--------|
| | 信用等级 | 总观测(个) | 加入群组观测(个) | 未加入群组观测(个) | 加入群组观测占总观测比例 | | |
| H1 | AA | 3 270 | 732 | 2 538 | 22.39% | | |
| | A | 1 438 | 137 | 1 301 | 9.53% | | |
| | B | 2 676 | 274 | 2 402 | 10.24% | | |
| | C | 2 112 | 175 | 1 937 | 8.29% | | |
| | D | 1 351 | 80 | 1 271 | 5.92% | | |
| | E | 2 058 | 198 | 1 860 | 9.62% | | |
| | HR | 1 326 | 136 | 1 190 | 10.26% | | |
| | 总计 | 14 231 | 1 732 | 12 499 | 12.17% | | |
| Panel B 借款人的借款成功率分布情况 | | | | | | | |
| | 样本 | 总观测(个) | 成功借款观测(个) | 未成功借款观测(个) | 借款成功率 | | |
| H2 | 加入群组 | 1 732 | 1 724 | 8 | 99.54% | | |
| | 未加入群组 | 12 499 | 7 682 | 4 817 | 61.46% | | |
| | 总计 | 14 231 | 9 406 | 4 825 | 66.10% | | |
| Panel C 借款人筹集资金的效率、借款利率均值检验——基于成功借款的观测 | | | | | | | |
| | 假设 | 变量 | 加入群组(均值) | 未加入群组(均值) | Diff in Mean | T值 | |
| H3 | H3a | 筹资效率 | 105.711 2 | 58.506 2 | 47.205 | 4.291 8 | |
| | H3b | 借款利率 | 0.159 1 | 0.174 6 | -0.015 5 | -7.485 7 | |
| Panel D 不同信用等级借款人与借款成功率检验、利率均值检验 | | | | | | | |
| | 变量 | 信用等级 | 加入群组(均值) | 未加入群组(均值) | Diff in Mean | T值 | |
| H4 | 借款成功率 ——基于全 样本 | AA | 0.985 3 | 0.843 7 | 0.141 6 | 4.52 | |
| | | A | 0.979 8 | 0.757 0 | 0.222 8 | 7.26 | |
| | | B | 0.987 5 | 0.826 9 | 0.160 6 | 3.78 | |
| | | C | 0.994 2 | 0.524 0 | 0.470 2 | 12.60 | |
| | | D | 0.996 3 | 0.258 5 | 0.737 8 | 28.02 | |
| | | E | 0.992 7 | 0.058 4 | 0.934 3 | 46.96 | |
| | 借款利率 ——基于成 功借款样本 | HR | 0.998 6 | 0.012 2 | 0.986 4 | 52.63 | |
| | | AA | 0.078 1 | 0.083 4 | -0.005 3 | -2.95 | |
| | | A | 0.099 8 | 0.115 9 | -0.016 1 | -8.71 | |
| | | B | 0.125 7 | 0.164 4 | -0.038 7 | -10.73 | |
| | | C | 0.150 3 | 0.210 9 | -0.060 6 | -22.81 | |
| | | D | 0.168 7 | 0.251 4 | -0.082 7 | -27.56 | |
| | | E | 0.234 3 | 0.297 2 | -0.062 9 | -6.77 | |
| | | HR | 0.177 9 | 0.270 9 | -0.093 | -10.22 | |
| Panel E 违约分布情况——基于成功借款的观测 | | | | | | | |
| | 违约情况 | 到期观测数 | 全额偿还 | 正在还款 | 注销账户 | 违约 | 违约率 |
| H5 | 加入群组 | 1 704 | 1 245 | 20 | 240 | 219 | 26.94% |
| | 未加入群组 | 6 986 | 5 267 | 696 | 1 085 | 634 | 24.61% |
| | 总观测 | 8 690 | 6 512 | 716 | 1 325 | 853 | 25.06% |

注:均值t检验在1%显著性水平下都是显著的。

(completed)、正在还款(current)、注销账户(charge off)、违约(default)四种情形,本文借鉴Emekter等(2015)的做法,剔除正在还款的样本,选择借款到期的观测作为研究样本,将注销账户和违约两种情形定义为借款人违约,可以看到,加入群组的借款人违约率反而高出未加入群组的违约率,与原文假设并不一致。

上述基于统计描述的分析还不足以证明本文的五个假设是否正确,因为借款成功率、筹集资金的时间、利率、违约情况等变量除了受到群组因素影响外,还可能受到订单自身信息变量(借款期限、借款金额等)、借款人的各类信息变量(每月负债、收入水平、工作状态等)、历史信

用信息变量(历史借入本金、未偿还本金、违约次数等)等因素影响,因此在考察群组的作用时,需要加入以上控制变量,在保证其他条件不变的情况下进行计量分析。

(二)模型构建

为了进一步检验前文提出的假设,基于Klafft(2008)、Michels(2012)、廖理等(2014)等学者的研究,在控制订单自身信息变量、借款人的各类信息变量、历史信用信息变量的影响下,本文分别构建如下模型:

$$Group = \alpha + \beta Credit + \gamma X + \eta H + \varepsilon \quad (1)$$

$$Success = \alpha + \beta Group + \gamma X + \eta W + \delta H + \omega Y + \varepsilon \quad (2)$$

$$Efficient = \alpha + \beta Group + \gamma X + \eta W + \delta H + \omega Y + \varepsilon \quad (3)$$

$$Rate = \alpha + \beta Group + \gamma X + \eta W + \delta H + \omega Y + \varepsilon \quad (4)$$

$$Success = \alpha + \beta_1 Group + \beta_2 Group \times Credit + \gamma X + \eta W + \delta H + \omega Y + \varepsilon \quad (5)$$

$$Rate = \alpha + \beta_1 Group + \beta_2 Group \times Credit + \gamma X + \eta W + \delta H + \omega Y + \varepsilon \quad (6)$$

$$Default = \alpha + \beta Group + \gamma X + \eta W + \delta H + \omega Y + \varepsilon \quad (7)$$

本文将根据模型(1)至(7),在控制了相关变量的影响之后,研究加入群组与借款人信用等级、借款成功率、筹集资金效率、借款利率、还款表现之间的关系以及研究加入群组对不同信用等级的借款人的影响。

为了验证H1设计模型(1),被解释变量*Group*代表借款人是否加入群组,加入时取1,否则取0;解释变量*Credit*代表借款人的信用等级,共有7个评级,从高到低依次为AA至HR。为了验证H2设计模型(2),被解释变量*Success*代表借款成功率,若满标则取1,否则取0。为了验证H3a和H3b分别设计模型(3)和(4),模型(3)和模型(4)的被解释变量*Efficient*和*Rate*分别代表借款人筹资效率和投资者竞价之后的借款利率。为了验证假设H4,借鉴Jeremy Michels(2012)做法,通过在模型(5)和模型(6)中加入交叉项(*Group*×*Credit*)来研究加入群组对不同信用等级借款人的借款成功率和借款利率的影响。为了验证H5设计模型(7),被解释变量*Default*代表借款人的还款情况,到期借款的还款状态可以分为全额偿还、注销账户和违约三种情形,若最终状态为注销账户和违约则取1,全额偿还状态取0。此外,*X*、*W*、*H*、*Y*分别代表订单自身信息变量、借款人的各类信息变量、历史信用信息变量和时间变量,考虑到借款人是否加入群组主要受借款人个人信息支配,因此模型(1)的控制变量选取借款人的各类信息变量*W*和历史信用信息变量*H*,通过多元回归分析进一步检验本文提出的五个假设。

(三)变量说明

根据已有文献对P2P借贷行为影响因素的研究以及Prosper网站的设计,我们选取以下四类控制变量进行分析:订单自身信息中的订单总时间、借款金额和借款期限;借款人各类信息中的信用等级、债务收入比、每月负债、收入水平、工作状态、工作期限和有无房产;历史信用信息中的先前借款笔数、Prosper借入本金、Prosper未偿还本金、当前违约账户数目等以及时间变量。下面对本文的研究变量做进一步说明。

1. 本文需要研究的核心变量

(1)借款成功(*Success*):是否得到全额资金,其中筹集比例(*percent funded*)表示已筹集到的资金与目标金额的比值,满标时取1,即为借款成功,凡是不为1的取0,代表借款失败。

(2)筹资效率(*Efficient*):定义变量,为满标金额/满标时间。

(3)借款利率(*Borrower Rate*):不包含任何其他费用,是筹资者付给投资人的报酬,也是融资最直接和最主要的成本。

(4)是否加入组(*Currently In Group*):借款人在创建借款标时是否加入了群组的虚拟变量,若加入群组,该值取1。群组意味着社交关系,组内成员会存在一定的监督和相互投融资,有些组会对组员的加入设置一定的条件。因此,加入群组会使投资者更加信任借款人。

2. 订单自身信息变量

(1)订单总时间:包括两部分,一部分是发标时间(*Listing Start Date*),另一部分是标的结束时间(*Listing End Date*),二者间隔即订单的满标时间。

(2)借款金额(*Amount*):借款人预期的借款金额,最低为1 000美元,最高为25 000美元。

(3)借款期限(*Term*):借款人还款期限,按月衡量,借款人可以选择三个借款期限,12个月、36个月和60个月。

3. 借款人的各类信息变量

(1)信用等级(*Credit Rating*):平台对借款人提交的材料进行审核和判断,并参照第三方信用评级机构的评分及借款人历史交易记录进行综合信用评级。该指标共包含7个级别,遵循大多数文献关于信用等级的赋值方法,其数值及含义如下:1-AA,2-A,3-B,4-C,5-D,6-E,7-HR,根据数值从小到大,信用级别逐渐降低。信用等级是对筹资者既往社会活动所体现出的信用水平的综合评定,能够反映其目前的总体信用状况。

(2)债务收入比(*Debt-to-Income Ratio*):信用资料提交时借款人总的债务收入比。该指标值上界为10.01,Prosper平台将所有债务收入比超过1 000%的归入1 001%。

(3)每月负债(*Monthly Debt*):借款人在创建借款标时的月负债状况。

(4)收入水平(*Monthly Income*):借款人在创建借款标时的月收入状况,0美元取1,1~24 999美元取2,25 000~49 999美元取3,50 000~74 999美元取4,75 000~99 999美元取5,100 000美元以上取6。

(5)工作状态(*Employment Status Description*):借款人工作状态分为三种,雇佣(*employed*)、自我雇佣(*self-employed*)以及其他(*other*),雇佣取1,其余两种情形取0。

(6)工作期限(*Months Employed*):借款人的工作期限,以月计。

(7)房产(*Is Homeowner*):借款人是否有房产,拥有房产时取1,没有取0。

4. 历史信用信息

(1)先前借款笔数(*Prior Loans*):借款人曾经在Prosper平台上历史借款笔数。

(2)Prosper借入本金(*Prosper Principal Borrowed*):借款人发布借款标时曾在Prosper平台上历史借入总额。

(3)Prosper未偿还本金(*Prosper Principal Outstanding*):借款人发布借款标时曾在Prosper平台上历史借入本金的未偿还金额。

(4)当前违约账户数目(*Current Delinquencies*):一个借款者可以拥有多个信用账户,该数目代表借款人现有账户中总共违约的账户数。

(5)过去30天违约次数(*Delinquencies_Over30_Days*):借款人过去30天违约次数。

(6)过去60天违约次数(*Delinquencies_Over60_Days*):借款人过去60天违约次数。

(7)过去90天违约次数(*Delinquencies_Over90_Days*):借款人过去90天违约次数。

(8)违约总金额(*Amount Delinquent*):借款人个人账户中总共违约金额。

(9)过去6个月信用查询次数(*Inquires Last 6 Months*):借款人过去6个月被机构查询的次数,反映投资者利用信用活动进行资金周转的频率。

(10)总信用查询次数(*Total Inquiries*):借款人历史信用查询次数。

(11)过去12个月的公开记录(*Public Records Last 12 Months*):借款人过去12个月的公开记录次数,即这一时期内存在不良行为而被记录的次数。

(12)信用卡使用(*Bankcard Utilization*):借款人信用卡使用额度和总透支额度的百分比。

(13)总交易次数(*Total Trade Items*):过去时间内借款人相关交易的累计次数。

(14)发布借款标时信用分数变化(*Score Change at Time of Listing*):信用资料提交时借款人信用分数的变化。这是一个体现相对变化的量,如果筹资者信用变好则该值为正。

5. 时间变量

2008年11月,Prosper被SEC(美国证券交易委员会)要求暂停运营。2009年7月Prosper重新运营,相应的机制有所改变,为了避免可能对借款成功率和利率存在的影响,研究过程中引入了年份Y这个虚拟变量。

(四)描述性统计分析

表2给出了所有变量的描述性统计。从表2可以看出,观测样本中12%的借款人加入了群组,66%的借款人成功获得贷款;共有9 406个观测成功获得借款,其中,借款人平均借款利率为17%,最大值为35%,最大成本为平均成本的2.05倍,这表明在通过Prosper平台进行的筹资活动中,由于多种因素的影响,不同借款标的资金借贷成本存在较大差异;并且在筹款效率方面,标准差为413,借款标的满标时间也存在较大的波动;成功获得借款的样本中有8 690个借款标的到期,其中违约率为25.1%,违约概率较低。借款者信用等级的均值为3.584,中位数为2,说明观测样本中借款人的信用等级处于中高地位。

表2 主要变量的描述性统计

| 变 量 | 观测数 | 均 值 | 标准差 | 最小值 | 最大值 |
|------------------|--------|-------|---------|---------|--------|
| <i>Success</i> | 14 231 | 0.661 | 0.473 | 0 | 1 |
| <i>Group</i> | 14 231 | 0.122 | 0.327 | 0 | 1 |
| <i>Rate</i> | 9 406 | 0.172 | 0.073 6 | 0.000 1 | 0.350 |
| <i>Efficient</i> | 9 406 | 67.17 | 413.1 | 28.07 | 25 000 |
| <i>Default</i> | 8 690 | 0.251 | 0.343 | 0 | 1 |
| <i>Credit</i> | 14 231 | 3.584 | 2.000 | 1 | 7 |

另外,从订单自身信息来看,全部借款的借款金额的均值为7 720美元,最大值为35 000美元,即小额借款居多;借款期限的均值为两年,说明Prosper平台上筹资者大部分需要的是中长期借款。从借款人的各类信息来看,多数处于就业状态且雇佣时间为3个月左右,多数人收入水平位于50 000~74 999美元之间,约有54.4%的借款人拥有住房。从历史信用信息综合看,观测的大部分借款者拥有较低的违约记录和较好的借款历史。另外,可以看到,Prosper上的订单数量在2007年至2009年呈递减状态,随后至2012年达到最多,这说明了Prosper平台改革前后的差别较大,引入“年份”作为控制变量是十分必要的。

(五)变量的相关性分析

表3给出了主要变量的Pearson相关系数矩阵。从表3中我们可以发现,*Group*和*Credit*之间的相关系数为0.123且在5%的水平下显著,二者成正向关系,这表明信用等级越低,加入群组概率反而越大,与假设矛盾。同样可以分析*Group*和*Success*、*Rate*、*Efficient*、*Default*之间的关系,从相关系数可以看到,加入群组的借款人其成功率更大、利率更低、效率更高,这和我们的假设比较相符,但加入群组的借款人事后违约率反而更大,这一定程度违反我们的直觉。然而,仅通过相关关系分析仍然无法证明本文假设的正确性,需要在控制其他变量不变的情况下进行更为严谨的实证分析。

表3 Pearson相关系数矩阵

| | <i>Success</i> | <i>Group</i> | <i>Rate</i> | <i>Efficient</i> | <i>Default</i> | <i>Credit</i> |
|------------------|----------------|--------------|-------------|------------------|----------------|---------------|
| <i>Success</i> | 1 | | | | | |
| <i>Group</i> | 0.262*** | 1 | | | | |
| <i>Rate</i> | -0.178*** | -0.107*** | 1 | | | |
| <i>Efficient</i> | -0.001 | 0.034*** | -0.045*** | 1 | | |
| <i>Default</i> | -0.099*** | 0.104*** | 0.143*** | -0.009 00 | 1 | |
| <i>Credit</i> | -0.046*** | 0.123** | -0.585*** | -0.042*** | -0.067*** | 1 |

注:***、**、*分别代表在1%、5%和10%的水平上显著。

四、实证结果及讨论

为了验证上述假设,本文将以五个部分对实证结果展开分析和讨论。

(一)加入群组与借款人的信用等级——假设1的分析讨论

为了分析P2P借贷中哪些信用等级的借款人更倾向于加入群组,本文运用模型(1)来检验假设1,以是否加入群组为被解释变量,以借款人信用等级为解释变量,考察借款人信用等级对是否加入群组有无影响。为了排除其他因素的作用,将“借款人的各类信息变量”和“历史信用信息变量”作为控制变量加入模型。由于被解释变量*Group*是二元虚拟变量,因此本文采用Probit模型对模型(1)进行回归,表4的第一、二列给出了回归的结果。

表4 加入群组与借款人的信用等级、借款成功率回归结果

| 变量名称 | (1)仅 <i>Credit</i> | (1)加入 <i>Control</i> | (2)仅 <i>Group</i> | (2)加入 <i>Control</i> |
|------------------------------|-----------------------|----------------------|---------------------|-----------------------|
| | <i>Group</i> | <i>Group</i> | <i>Success</i> | <i>Success</i> |
| <i>Group</i> | - | - | 2.234*** (20.06) | 2.703*** (23.45) |
| <i>Credit</i> | 0.100 0*** (14.36) | 0.086 3*** (9.71) | - | -0.312*** (-24.37) |
| <i>Rate</i> | | | | -11.90*** (-36.65) |
| 订单信息变量 | 无 | 无 | 无 | 控制 |
| 借款人信息 | 无 | 控制 | 无 | 控制 |
| 历史信用信息 | 无 | 控制 | 无 | 控制 |
| 时间变量 | 无 | 无 | 无 | 控制 |
| <i>C</i> | -0.831*** (-31.56) | -0.795*** (-9.08) | 0.291*** (25.59) | 1.466*** (12.99) |
| <i>N</i> | 14 231 | 14 231 | 14 231 | 14 231 |
| <i>Pseudo R</i> ² | 0.020 2 | 0.070 4 | 0.079 1 | 0.282 9 |
| <i>Max VIF</i> | 1 | 3.60 | 1 | 4.58 |
| <i>Prob>F</i> | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 |

注:***、**、*分别代表在1%、5%和10%的水平上显著,括号内为t值。由于篇幅有限,控制变量的回归结果没有列出,后续表格中对应标识的含义均与表4相同。

从表4第一列可以看出,当模型(1)中只加入信用等级(*Credit*)时,*Credit*的系数在1%的水平下显著为正,表明*Credit*数值越大,*Group*数值越大,意味着信用等级越低的借款人越倾向于加入群组,该结果与我们的研究假设相反。这可能有两方面的原因,一方面在Prosper平台上,分离均衡的条件不满足,即较低信用等级的人加入群组的成本未必很高,因此是否加入群组失去了传递借款人信用等级的信号的功能;另一方面,信用等级低的人为了获得贷款,愿意承担加入群组的成本,但获得贷款的收益远远大于此,这会促使信用等级低的人加入群组。表4第二列是加入两类控制变量的回归结果,从*Credit*的系数可以看出,加入两类控制变量之后,该系

数在1%的水平下依然显著为正,与我们研究假设相悖。

(二)加入群组与借款成功率——假设2的分析讨论

为了分析P2P网贷中加入群组的借款人的借款情况如何,本文运用模型(2)来检验假设2,以借款是否成功为被解释变量,以是否加入群组为解释变量,考察群组对借款是否成功有无预测功能。为了排除其他因素的影响,将 X 、 W 、 H 、 Y 作为控制变量加入回归,同样采用Probit模型对模型(2)进行回归,表4的第三、四列给出了回归的结果。

从表4第三列可以看到,当模型(2)中仅加入群组($Group$)变量时, $Group$ 的系数在1%的水平下显著为正,说明加入群组可以显著提高借款人的借款成功率,这主要因为组内的成员之间往往存在亲人或者朋友关系,组内借款人获得群组内组员出资的概率更大,比仅仅依靠外部陌生投资者更容易满标,从而获得贷款。表4第四列是加入四类控制变量的回归结果,主要研究变量中,信用等级对借款成功率的影响与大部分文献结果相符(Klaftt, 2008; 廖理等, 2014),即信用等级越高,借款成功率越高;相反,利率对借款成功率的影响是负向的,利率是由资金供求情况决定的,在一定程度上能够反映交易风险,高利率可能意味着高风险,该结果说明投资者并不偏好于风险较大的项目。从 $Group$ 的系数来看,其在1%的水平下依然显著为正,证明了假设2的推断,即加入群组的借款人的借款成功率相对较高。

(三)加入群组与借款人筹集资金效率、借款利率——假设3的分析讨论

为了考察在借款人加入群组是否能够提高其筹资效率并降低借款利率,本文运用模型(3)和(4)来检验假设3,以成功借款的9 406个观测为样本,分别以筹资效率和借款利率为被解释变量,以是否加入群组为核心解释变量,同时加入四类控制变量以确保结果的准确性,探究加入群组对借贷行为的影响。筹资效率定义为借款金额/借款时间,描述了单位时间内随机事件发生的次数,适用于Poisson回归;利率变量是连续变量,适用于OLS回归,两个模型的回归结果如表5第一、二列所示。

由表5第一列可知, $Group$ 的系数在1%的水平下显著为正,说明加入群组可以提高借款人筹资效率,这主要是因为加入群组的借款人会获得群组内组员的出资,而这种组内出资行为对外界释放信号,引起投资者的关注和投资;主要研究变量中,信用等级越高,筹资效率越快;利率越高,筹资效率越慢,这同样说明投资者并不偏好投资于风险较大的标。

表5 加入群组与借款人筹集资金效率、借款利率、违约率回归结果

| 变量名称 | (3) | (4) | (5) | (6) | (7) |
|------------------------------|-------------------------|------------------------|-----------------------|--------------------------|-----------------------|
| | <i>Efficient</i> | <i>Rate</i> | <i>Success</i> | <i>Rate</i> | <i>Default</i> |
| <i>Group</i> | 0.214*** (65.72) | -0.012 1*** (-9.90) | 3.392*** (11.20) | -0.014 1*** (-7.34) | 0.998*** (19.08) |
| <i>Credit</i> | -0.087 6*** (-93.16) | 0.028 4*** (107.55) | -0.310*** (-24.09) | -0.029 9*** (-109.33) | 0.057 8*** (3.10) |
| <i>Rate</i> | -0.150*** (-5.52) | - | -11.89*** (-36.57) | - | 2.335*** (4.89) |
| <i>Group</i> × <i>Credit</i> | | | 0.159*** (2.77) | -0.008 77*** (-17.52) | |
| <i>C</i> | 3.322*** (270.76) | 0.140*** (44.21) | 1.464*** (12.95) | 0.143*** (45.95) | -2.248*** (-14.69) |
| <i>N</i> | 9 406 | 9 406 | 14 231 | 9 406 | 8 690 |
| <i>Pseudo R</i> ² | 0.193 3 | 0.717 2 | 0.283 4 | 0.726 1 | 0.122 0 |
| <i>Max VIF</i> | 6.17 | 4.21 | 4.00 | 4.22 | 6.17 |
| <i>Prob>F</i> | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 |

注:订单信息、借款人、历史信用、时间变量已控制,以下同。

由表5第二列可知, *Group*的系数在1%的水平下显著为负, 说明加入群组的借款人的借款利率更低, 这主要是因为加入群组可以提高借款人筹资效率, 羊群效应使得普通投资者跟风投标, 从而压低了竞标利率; 借款人信用等级越高, 风险溢价越小, 借款利率越低。

(四) 加入群组对不同信用等级借款人的影响——假设4的分析讨论

为了考察加入群组对哪部分信用等级的借款人的作用更大, 本文通过加入交叉项 $Group \times Credit$, 分别以全观测和成功观测为样本, 同时加入四类控制变量, 运用模型(5)和(6)检验不同信用等级的借款人加入群组对借款成功率和借款利率影响的差异, 两个模型回归结果如表5第三、四列所示。

由表5第三列可知, 从核心变量的回归系数看, *Group*的系数在1%的水平上显著为正, 且交叉项 $Group \times Credit$ 的系数在1%的水平也显著为正, 说明信用等级对 *Group*与 *Success*的关系存在调节效应, 具体而言, *Credit*取值越大, 即当信用等级比较低时, 加入群组与借款成功率之间的正相关关系增强, 表现为信用等级越差的借款人加入群组越可以明显地增加借款成功率。

同理可以分析交叉项对借款利率的影响。由表5第四列可知, 从核心变量的回归系数看, *Group*的系数在1%的水平上显著为负, 且交叉项 $Group \times Credit$ 的系数在1%的水平上也显著为负, 说明信用等级对 *Group*与 *Rate*之间的关系存在调节效应, 具体而言, *Credit*取值越大, 即当信用等级比较低时, 加入群组与借款成功率之间的负相关关系增强, 表现为信用等级越差的借款人加入群组越可以明显地降低借款利率。

(五) 加入群组与借款人的还款表现——假设5的分析讨论

为了分析加入群组的借款人的还款表现如何, 本文运用模型(7)来检验假设5, 以成功获得借款的观测中到期的8 690个借款标为样本, 以借款是否违约为被解释变量, 以是否加入群组为解释变量, 同时加入四类控制变量, 考察群组对借款是否违约有无预测功能, 本文采用Probit模型对模型(7)进行回归, 表5的第五列给出了回归的结果。

由表5第五列可知, 从核心变量的回归系数看, *Group*的系数在1%的水平下显著为正, 表明加入群组的借款人不但没有降低违约率, 其还款表现反而恶化, 与假设相矛盾。这可能是由于, 一方面, 借款人存在严重的道德风险, 前文分析表明, 信用等级越低的借款人越倾向于加入群组, 低信用等级的借款人为了获取自身利益, 利用信息不对称, 通过加入群组把自己伪装成高信用等级从而增大借款的成功率, 这种“机会主义”和逐利行为促使借款人产生道德风险, 所以大量低信用等级借款人的加入群组提高了违约率; 另一方面, 在Prosper平台上, 群组分为基于真实关系(亲戚、朋友)一类和没有实际联系(校友集群、相同教育集群)一类, 后者的群组负责人虽然获得了提成, 但是并没有有效地管理和监督组员, 而此类群组的成员由于并不存在实际的社交纽带, 违约对于自己的实际信誉影响不大。

另外主要研究变量中, 信用等级越低, 意味着借款人信用风险越大, 违约率越高; 利率越高, 违约风险越大。Emekter等(2015)运用Lending Club上的借款数据证实了这点, 他们认为投资者对高风险借款人收取更高利率并不能弥补借款人违约后自身的损失, 在逆向选择和道德风险的双重作用之下, 更高的利率只会导致更高的违约风险和坏账概率。

从前文的回归结果来看, 本文的五个假设中第二、三、四个假设得到了验证, 但实证结果并不支持第一个和第五个假设。另外, 从模型(1)至(7)回归方差的方差膨胀因子看, 最大的不超过10, 因此不存在多重共线性; 方程通过F检验, 并且控制变量的系数大多是显著的, 也证明了本文所选的控制变量的有效性。

五、稳健性检验

为了验证上述实证结果的稳健性,本文将采用以下三种方法进行检验:一是计量方法选择,二是选取不同的样本,三是替换相关变量。

(一)计量方法

方程(1)、(2)、(5)中,二元虚拟变量如*Group*、*Success*作为被解释变量,Probit回归是基于残差服从正态分布的假设,如果改变残差分布函数的性质可能会导致结论发生变化。为了排除计量方法的选择偏误,我们采用另一种二元回归模型——Logit模型对方程(1)、(2)、(5)进行稳健性检验,以进一步考察加入群组与借款人信用等级和成功率之间的关系。结果如表6的第一、二、五列所示,可以看出,与之前的结果相比,主要研究变量的系数和符号都比较稳定,其显著性水平也没有明显变化,说明前文的结果具有较好的稳健性。

表6 稳健性检验

| 变量 | (1) <i>Group</i> | (2) <i>Success</i> | (3) <i>Time</i> | (4) <i>Rate</i> | (5) <i>Success</i> | (6) <i>Rate</i> | (7) <i>Default</i> |
|------------------------------|----------------------|-----------------------|------------------------|-------------------------|-----------------------|-------------------------|-----------------------|
| <i>Group</i> | | 5.619*** (17.07) | -1.311*** (-58.90) | -0.0018*** (14.61) | 6.917*** (8.22) | -0.0143*** (4.38) | 0.0165*** (3.12) |
| <i>Credit</i> | 0.173*** (10.16) | -0.536*** (-23.75) | -0.0124*** (-83.22) | -0.0411*** (-230.60) | -0.534*** (-23.62) | -0.0410*** (-229.68) | 0.0340 (0.39) |
| <i>Rate</i> | | -20.71*** (-34.93) | 0.691*** (19.07) | | -20.69*** (-34.86) | | 4.531** (2.18) |
| <i>Group</i> × <i>credit</i> | | | | | 0.308* (1.94) | -0.00280*** (-4.07) | |
| <i>C</i> | -1.277*** (-7.66) | 2.474*** (12.63) | 17.23*** (37.41) | 0.305*** (199.77) | 2.471*** (12.60) | 0.305*** (200.07) | -1.942*** (-2.94) |
| <i>N</i> | 14 231 | 14 231 | 9 406 | 3 630 | 14 231 | 3 630 | 3 630 |

(二)重选样本

方程(4)、(6)、(7)中,利率*Rate*、违约率*Default*作为被解释变量,采用的样本观测的时间点跨度为2007年至2012年,期间受2008年金融危机的影响,一方面,平台上投资者的风险要价较其他年份大有不同;另一方面,P2P平台上的借款人收入状况、负债余额、资金投资回报等存在较大波动,这会影响其事后还款状态。因此为排除宏观经济影响,本文选取2012年的观测为样本,对方程(4)、(6)、(7)进行稳健性检验,以进一步考察加入群组对借款利率和违约率的影响,得到的回归结果如表6的第四、六、七列所示,在重选样本之后,主要研究变量的系数符号没有发生变化,唯一不同的是各系数大小和显著性水平存在局部差异,说明样本时期的选择对结果不会造成影响。

(三)变量替换

方程(3)中,筹资效率*Efficient*作为被解释变量,测算时,本文采用每一笔借款的金额/借款存续时间来衡量,并且在控制变量将借款总额剔除,此处,借鉴廖理等(2014)的做法,直接采用借款存续时间衡量筹资效率,但将借款总额加入控制变量,对方程(3)进行稳健性检验,结果如表6的第三列所示,*Group*的回归系数表明加入群组可以降低筹资时间,进一步证实了加入群组对筹资效率的影响。

综上所述,无论是在计量方法、样本选择还是变量替换方面,我们都发现群组对P2P平台上借贷行为的影响,而且按上述三种稳健性检验的方法所得回归结果与前文分析结果一致,表明本文的研究结论是稳健的。

六、结论与政策建议

(一)研究结论

本文选取Prosper网络借贷平台上2007年至2012年的借贷交易数据为样本,实证分析了群组制度对P2P网络借贷行为的影响,主要结论为:(1)信用等级较低的借款人更倾向于加入群组;(2)相对于未加入群组的借款人,加入群组可以提高借款人获得贷款的概率;(3)加入群组可以显著地降低借款利率、提高筹资效率;(4)对于信用等级较低的借款人,加入群组对借款成功率和借款利率对其影响更为明显;(5)加入群组的借款人事后违约率偏高。

(二)政策建议

Prosper平台具有独特的群组功能,这是国内P2P网贷平台尚不具备的。在我国征信体系尚不完善的背景下,本文的研究能够为国内P2P网贷的进一步发展提供有益的借鉴。根据本文的实证结论,我们提出以下三点政策建议:

(1)建立适合中国目前信用体系的P2P网贷平台的群组制度,帮助实现“软信息”的披露,从而降低信息不对称程度,提高借款成功率、降低借款利率、提高筹资效率,为信用等级相对较低的借款人提供一种增加信任度的渠道。

(2)如果每个借款人都能以较低的成本加入群组,那么群组属性的“分离作用”将会失效,因此对于信用等级较低的借款人,应设置较高的加入门槛,实现“分离均衡”,让群组具备传递借款人信用等级信号的功能。

(3)设计合理的群组组长激励机制,鼓励群组组长认真预审群组成员的借款标的。并非所有加入群组的信息都是真实可信任的,Prosper上的群组信息有一定比例是无效的,只有当群组成员在真实生活中有联系的时候,加入群组才能显著地降低违约风险(Everett, 2015),因此在重点监管非真实关系的群组成员还款进度的同时,需要设计合理的群组组长激励机制,提高群组组长维护群组声誉的积极性,促使群组组长严格监控组员还款进度,督促其按时还款。

主要参考文献

- [1]方先明,李瑞文,李小琳.网贷平台资金借贷价格影响因素研究——基于Prosper平台数据的检验[J].当代经济科学,2016,(1):48-57.
- [2]廖理,李梦然,王正位.聪明的投资者:非完全市场化利率与风险识别——来自P2P网络借贷的证据[J].经济研究,2014,(7):125-137.
- [3]廖理,李梦然,王正位,等.观察中学习:P2P网络投资中信息传递与羊群行为[J].清华大学学报(哲学社会科学版),2015,(1):156-165.
- [4]裴平,蔡越.群组制度对P2P网贷平台借款成功率和借款利率的影响——基于Prosper.com样本数据的实证检验[J].经济理论与经济管理,2016,36:5-15.
- [5]皮天雷,赵铁.互联网金融:范畴、革新与展望[J].财经科学,2014,(6):22-30.
- [6]王会娟,廖理.中国P2P网络借贷平台信用认证机制研究——来自“人人贷”的经验证据[J].中国工业经济,2014,(4):136-147.
- [7]谢平,邹传伟.互联网金融模式研究[J].金融研究,2012,(12):11-22.
- [8]Berger S C, Gleisner F. Emergence of financial intermediaries in electronic markets: The case of online P2P lending[J]. Business Research, 2009, 2(1): 39-65.
- [9]Duarte J, Siegel S, Young L. Trust and credit: The role of appearance in Peer-to-Peer lending[J]. Review of Financial Studies, 2012, 25(8): 2455-2484.
- [10]Emekter R, Tu Y B, Jirasakuldech B, et al. Evaluating credit risk and loan performance in online Peer-to-Peer (P2P) lending[J]. Applied Economics, 2015, 47(1): 54-70.
- [11]Guiso L, Sapienza P, Zingales L. The role of social capital in financial development[J]. American Economic Review, 2004, 94(3): 526-556.

- [12]Karlan D S. Social connections and group banking[J]. *The Economic Journal*, 2007, 117(517): 52–84.
- [13]Larrimore L, Jiang L, Larrimore J, et al. Peer to peer lending: The relationship between language features, trustworthiness, and persuasion success[J]. *Journal of Applied Communication Research*, 2011, 39(1): 19–37.
- [14]Lin M F, 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.
- [15]Liu D, Brass D, Lu Y, et al. Friendships in online Peer-to-Peer lending: Pipes, prisms, and relational herding[J]. *MIS Quarterly*, 2015, 39(3): 729–742.
- [16]Loughran T, McDonald B. Measuring readability in financial disclosures[J]. *The Journal of Finance*, 2014, 69(4): 1643–1671.
- [17]Michels J. Do unverifiable disclosures matter? Evidence from peer-to-peer lending[J]. *The Accounting Review*, 2012, 87(4): 1385–1413.
- [18]Pope D G, Sydnor J R. What’s in a picture? Evidence of discrimination from Prosper.com[J]. *Journal of Human Resources*, 2011, 46(1): 53–92.
- [19]Spence M. Job market signaling[J]. *The Quarterly Journal of Economics*, 1973, 87(3): 355–374.
- [20]Sonenshein S, Herzenstein M, Dholakia U M. How accounts shape lending decisions through fostering perceived trustworthiness[J]. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, 2011, 115(1): 69–84.
- [21]Stein J C. Information production and capital allocation: Decentralized versus hierarchical firms[J]. *The Journal of Finance*, 2002, 57(5): 1891–1921.
- [22]Tan K W P, Swee D, Lim C, et al. The impact of language variety and expertise on perceptions of online political discussions[J]. *Journal of Computer-Mediated Communication*, 2007, 13(1): 76–99.

Can Borrowers Hold Together for Warmth? The Effects of Group System on P2P Lending Behavior

Peng Hongfeng, Yang Liuming

(*School of Economics and Management, Wuhan University, Wuhan 430072, China*)

Abstract: Banks and enterprises make full use of market resources and integrate them through “baotuan” and alliances. Holding together can push banks and enterprises to inject the strong vitality of competition and development, to join hands to cope with the grim situation, and to pull through the “economic winter”. Then in the field of internet finance, can borrowers hold together for warmth just like banks or enterprises? This paper uses lending transaction data from the Prosper network lending platform as the sample to test the impact of group system on lending behavior from five perspectives. The main results show that: different borrowers have different strategies on joining the groups. Borrowers can hold together for warmth to a certain extent, but the “warmth effect” varies with different borrowers. Specifically speaking, firstly, the borrowers with lower credit rating are more inclined to join the groups, and the effects of joining the groups on the success and interest rates of borrowing are more obvious; secondly, to join the groups can increase the success rate of borrowing, reduce interest rates and raise borrowing efficiency, but for the borrowers in the groups, their repayment performance is not good and they have higher default rates. It provides a useful reference for the healthy development of domestic P2P network platform lending.

Key words: group system; the success rate of borrowing; borrowing cost; borrowing efficiency; default rate

(责任编辑: 子文)