

# 信贷市场存在行业歧视吗

——以 P2P 网络借贷为例的研究\*

胡金焱 李建文

**内容提要:** P2P 网络借贷是互联网金融的主要业务模式之一,也是一种新型的信贷模式。不同于传统信贷模式, P2P 网络借贷依托互联网技术撮合借贷双方直接完成信用交易,无须传统金融中介参与。借助人人贷平台的大数据优势,本文研究发现:中国 P2P 网络借贷市场存在行业偏好,具体表现为工作行业会对借款的满标率、成功率产生显著影响;进一步研究发现,该偏好其实是一种行业歧视,投资者以出借资金安全性或者损失投资预期收益为代价而选择投资于违约风险高的部分行业的借款人,即使在 IT 行业、金融/法律行业工作的借款人可以显著地提高投资人的福利,但其资金可得性并没有相应的提高;从解决机制来看,借款人完成工作认证、提高信息质量可以降低行业偏好,但不能消除行业歧视。

**关键词:** 信贷市场 P2P 网络借贷 行业偏好 行业歧视

**作者简介:** 胡金焱,山东大学经济学院教授,青岛大学党委书记,250100;

李建文(通讯作者),山东大学经济学院博士研究生,250100。

**中图分类号:** F832.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 1002-8102(2019)07-0036-16

## 一、引言

歧视是一种不平等对待现象,它源于偏见,通常由偏见的认识和态度引起(俞国良,2006)。在经济学理论中,歧视分为两种类型:统计歧视(Phelps,1972)和偏好歧视(Becker,1957)。随着社会的发展,歧视的种类逐渐增多,国内外学者研究发现,劳动力市场存在由种族、性别、户籍、年龄和相貌等特征信息引发的歧视现象,受歧视的劳动者会在就业和薪酬等方面受到不平等对待(蔡昉等,2001;葛玉好、曾湘泉,2011;Anwar 和 Fang,2006;Frank 等,2012;Santora 和 Seaton,2008);在传统信贷市场同样存在种族歧视、性别歧视、地域歧视和身份歧视等问题,受歧视的借款人或企业主会受到融资约束或在借款利率上受到不平等对待(罗党论、甄丽明,2008;Aldén 和 Hammarstedt,2016;Fletschner,2009;Murfin 和 Petersen,2016)。不同于传统信贷模式,网络借贷无须传统金融中

\* 基金项目:国家自然科学基金面上项目“网络借贷市场风险识别、传染与防控研究:基于复杂网络理论的视角”(71873079);国家留学基金委“国家建设高水平大学公派研究生项目”(CSC201806220110)。作者感谢两位匿名审稿专家以及李永平教授、姜明明副教授、常东风副研究员、张群姿教授、于月娟博士、许云辉博士、张博博士、宋唯实、张笑等专家学者对本文提出的宝贵建议。当然,文责自负。

介参与,依托互联网技术撮合借贷双方直接完成信用交易,是互联网金融的主要业务模式之一,也是一种新型的借贷业务模式。借助该模式的大数据优势,国内外学者广泛关注并深入探讨了网络借贷市场是否存在劳动力市场和传统信贷市场中存在的性别歧视、种族歧视、地域歧视、身份歧视,以及年龄青睐、学历青睐和收入青睐等不平等对待现象。

借款人的工作行业可以传递借款人的社会地位、社会声望和收入稳定性等信号(李春玲,2005),因而投资人可能会对不同行业的借款人表现出不同程度的偏好甚至歧视。但囿于缺乏与工作行业有关的微观借贷数据,国内外学者对这一问题的研究较少。

得益于网络借贷市场的发展,使得对该问题的研究成为可能。本文借助一个典型网络借贷平台人人贷2010年10月13日至2016年12月31日之间的信用认证交易数据,通过细分借款标的状态(未达标、达标后作流标处理、达标后成功借款)和成功借款标的还款状态(提前还款、正常还款、逾期还款、坏账还款、逾期未偿还),以精确地探讨中国网络借贷市场中行业偏好与行业歧视的存在性,同时还探讨了行业歧视对投资人福利的影响,以及完成工作认证和提高信息质量对降低行业偏好、消除行业歧视的作用。实证结果表明,在中国P2P网络借贷市场,投资人对借款人存在行业偏好,甚至对部分行业的借款人还存在歧视现象,即使受到歧视的IT行业、金融/法律行业的借款人可以显著提高投资人持有债权的收益率,也没有提高他们的借款可得性。借款人完成工作认证、提高信息质量可以在一定程度上降低行业偏好,但并不能完全消除行业歧视。

本文的边际贡献如下:(1)本文发现网络借贷市场存在行业偏好与行业歧视,丰富和完善了信贷市场和网络借贷市场关于不平等对待问题的研究;(2)以往研究多关注借款违约风险和预期收益两个指标,不能考察对投资人实际收益的影响,本文挖掘借款人的完整还款记录,并计算投资人债权收益率,可以考察借款人特征对投资人福利的影响;(3)本文关于投资人低估了政府部门借款人的违约风险,以及借款人通过增强自身信息披露可以降低行业歧视等发现,对网络借贷参与者具有一定的参考价值。

## 二、文献综述

互联网金融在理念、思维、流程及业务等方面对传统金融体系进行延伸、升级与创新,正在改变传统金融体系的价值创造和服务方式(谢平、邹传伟,2012)。中国互联网金融呈现出多样的业务模式,主要包括互联网支付、P2P网络借贷、股权众筹融资、互联网基金销售、互联网保险、互联网信托和互联网消费金融。<sup>①</sup>不同于传统信贷模式,P2P网络借贷撮合投资人和借款人基于互联网直接完成信用交易,是一种新型的借贷业务模式,因具有借贷金额小、周期短、门槛低和覆盖范围广等优点,备受借款人和投资人青睐。同时,借款人需依照网络借贷平台的规定披露个人基本信息、资产信息和工作信息等,以降低信息不对称程度(彭红枫等,2016)。借助网络借贷模式的大数据优势,国内外学者广泛关注并深入研究了该新型借贷模式是否也存在类似传统信贷市场中的不平等对待现象。

由于各国历史和文化存在差异,P2P网络借贷市场是否存在性别歧视尚未形成一致结论。在美国网络借贷市场,将照片公布在借款订单中的女性或者容貌漂亮的女性更容易获得借款(Pope和Sydnor,2011;Ravina,2012);在中国网络借贷市场,女性借款人的违约风险显著低于男性,因而更容易获得融资(Chen等,2017),然而单身女性却会受到严重的歧视,借款成功的可能性较低(陈

<sup>①</sup> 参见中国人民银行等《关于促进互联网金融健康发展的指导意见》,2015年7月18日。

霄、叶德珠,2016)。在德国网络借贷市场,Barasinska 和 Schäfer(2014)实证研究发现,性别对借款人是否成功获得融资无显著影响,即不存在性别歧视。基于美国网络借贷市场的数据,学者发现借款人会因其所属种族而受到投资人的歧视,非裔美国人的借款成功率要比信用等级类似的白人低 25% ~ 35%,即使他们的借款利率更高,也不足以弥补其高违约率给投资人带来的损失(Pope 和 Sydnor,2011),Ravina(2012)得到了相似的结论,同时表明种族歧视是一种有效统计歧视。

中国幅员辽阔、人口众多,地域间存在文化、经济水平和生活方式等差异,易引发市场主体在就业、薪酬和借贷等方面的地域歧视。中国网络借贷市场存在非理性的地域歧视,被歧视省份的借款人的违约率并未显著高于其他省份(廖理等,2014a)。经济发展水平高、金融生态环境好、教育程度高的省份,借款人易获得融资,而正规金融普及程度高的省份,借款人在网络借贷市场获得融资的可能性较低(彭红枫等,2016)。此外,地区间收入差异也是引发地域歧视的原因之一(蒋彧、周安琪,2016)。随着信用评价机制的完善,地域歧视将逐步缓解(姚博,2016)。

网络借贷市场存在显著的身份歧视现象,而随着信息披露质量的提高,可以缓解身份歧视,进而提高金融市场效率(庄雷、周勤,2015)。青年人被投资人认为是高风险、高违约率的群体,因而不受青睐,成功筹集到的金额较少(Loureiro 和 Gonzalez,2015)。教育年限增加了借款人的自我约束能力,学历高的借款人如约还款的概率高,但并不被投资人青睐,投资人通过学历识别借款人信用风险的行为存在偏差(廖理等,2015),但借款人就读学校的声誉越好,则越受投资人的青睐和认可(Li 和 Hu,2019)。此外,丁杰等(2018)、胡金焱等(2018)、彭红枫等(2016)研究发现,高收入的借款人更受投资人的青睐,进而获得融资的可能性较高。

通过梳理文献发现,传统信贷市场的歧视现象在网络借贷市场同样存在,而借款人的工作行业是否会对其借款的满标率、成功率、违约率、坏账率、挂牌利率、成交利率以及投资人福利产生影响的研究较少。庄雷和赵成国(2017)虽然探讨了行业声誉对中标概率和利率水平的影响,但并未探讨网络借贷市场是否存在行业偏好与行业歧视。投资人是否会放弃自身的效用,比如资金安全或者投资收益,而对不同行业的借款人实施差别化对待的研究仍是空白。因此,本文将研究中国 P2P 网络借贷市场是否存在行业偏好、行业歧视,行业歧视是否会对投资人的福利产生影响,以及降低行业偏好、消除行业歧视的方法,以填补有关空白,丰富和完善网络借贷市场之借贷行为的研究。

### 三、研究思路与实证策略

#### (一)研究思路

首先,介绍借款人申请借款和还款的简略流程,以便于理解关键变量的选取。借款人在人人贷平台披露个人信息并提出借款申请,投资人根据借款人和网络借贷平台披露的信息做出投资决策。在规定时间内,如果借款人发布的借款标的进度达到 100%,则该借款标的满标。借款标的满标后,借款人继续此借款申请并完善相关借贷手续,经平台审核通过后,借款人将成功获得借款;否则,满标标的作流标处理。借款人成功获得借款后,将依据申请借款时约定的还款方式和还款日期进行还款。根据借款人的还款表现,即申请借款时约定的还款日期和借款人实际还款日期的先后顺序,各还款期次的状态可划分为未到期、提前还款、正常还款和逾期。对于逾期的借款标的,依据逾期时长可分为逾期 1 ~ 29 天的普通逾期和逾期超过 30 天的严重逾期;依据逾期后是否偿还借款可分为逾期还款、坏账还款和逾期未偿还。本文将约定还款期内仅含有未到期、提前还款和正常还款的借款标的视为正常标的,将约定还款期内发生一次或多次逾期还款、坏账还款和逾期未偿还的借款标的视为

违约标的,将约定还款期内发生一次或多次坏账还款和逾期未偿还的借款标的视为坏账标的。

然后对行业偏好、行业歧视进行定义,并介绍其识别方法。工作行业可以传递出借款人的社会地位、社会声望和收入稳定性等信号,而不同的工作行业所传递出的信号又存在差异。例如,在政府部门工作的借款人拥有较高的社会地位、职业声望和稳定的经济来源,而从事农业的借款人社会地位与职业声望相对不高、经济来源并不稳定(李春玲,2005)。因而,投资人可能偏好将资金出借给部分行业的借款人,比较直观的表现是某些行业的借款人拥有较高的满标率。而国内学者研究偏好或歧视问题时一般考察研究对象的借款成功率差异(陈霄、叶德珠,2016;廖理等,2014a;姚博,2016;庄雷、周勤,2015)。因而,本文将通过研究某些行业借款人的满标率、成功率是否和基准行业存在显著性差异,以确定行业偏好是否存在。

如果网络借贷市场存在行业偏好,则进一步分析其是否为行业歧视。本文根据 Becker(1957)的歧视理论<sup>①</sup>对行业歧视进行定义:相比基准行业的借款人而言,如果违约风险低的行业所对应的满标率或成功率也低,则说明投资人以出借资金的安全性为代价而选择高风险的投资,此时网络借贷市场存在的行业偏好其实是一种行业歧视。还有第二种定义行业歧视的方法,即相比基准行业而言,如果违约风险低或者违约风险无显著性差异的行业的借款人,即使其挂牌利率或成交利率较高,也没有受到投资人的偏好,则说明投资人是放弃个人收益为代价而选择将资金出借给高风险的借款人,此时网络借贷市场存在的行业偏好其实是一种行业歧视。本文将使用存在性证明的方法,通过研究借款违约率、坏账率与满标率、成功率的关系,以及挂牌利率、成交利率与满标率、成功率的关系,以考察是否存在本文定义的行业歧视的情形,进而确定网络借贷市场存在的行业偏好是否为行业歧视。如果行业歧视确实存在,那么它会给投资人的福利带来多大影响?使用不同行业的违约风险和预期收益能够证实行业歧视的存在,但并不能很好地反映行业歧视对投资人福利的影响。因而,本文使用一个简单的方法,即通过分析借款人的还款记录,考察投资人将资金出借给不同行业的借款人所得债权的持有期收益率的差异,来探讨行业歧视对投资人福利的影响。

最后探讨可能存在的缓解行业偏好、消除行业歧视的解决机制。网络借贷双方存在严重的信息不对称,如果借款人通过了工作认证,则其工作行业真实可信,这便降低了信息不对称程度。借款人的信用信息质量主要受可被证实的客观信息、借款人的成功借款次数和还款表现的影响。而信息质量高的借款人潜在违约风险低,投资人出借资金的违约损失较小(姚博,2016;庄雷、周勤,2015)。因而,借款人完成工作认证、拥有较高的信息质量,可能会在一定程度上缓解或消除投资人的行业偏好与行业歧视。本文将在第六部分探讨这两种措施的效果。

## (二)实证策略

本文使用 Logit 模型估计工作行业对借款的满标率和成功率的影响,分析网络借贷市场中是否存在行业偏好;并估计工作行业对借款违约率和坏账率的影响,分析网络借贷市场是否存在本文定义的第一种行业歧视。本文使用 Logit 模型汇报的变量系数均是经过计算的几率比(OR)<sup>②</sup>。然

① Becker 的歧视理论指出,如果某一个体宁愿放弃自己的部分效用而实施某种差别化行为,则该行为是一种歧视。

② 几率(odds)是指某事件发生的可能性与不发生的可能性之比,用  $p$  表示事件发生的概率,则  $odds = \frac{p}{1-p}$ 。而几率比

(OR)为实验组的事件发生几率( $odds_1 = \frac{p_1}{1-p_1}$ )与对照组的事件发生几率( $odds_2 = \frac{p_2}{1-p_2}$ )之比,即  $OR = \frac{odds_1}{odds_2} = \frac{p_1}{1-p_1} \times \frac{1-p_2}{p_2}$ 。

若  $OR < 1$ ,则  $p_1 < p_2$ ;若  $OR = 1$ ,则  $p_1 = p_2$ ;若  $OR > 1$ ,则  $p_1 > p_2$ 。OR 值与 1 的差值反映了实验组事件发生几率与对照组事件发生几率间的差异。

后使用 OLS 模型估计工作行业对挂牌利率和成交利率的影响,分析网络借贷市场是否存在本文定义的第二种行业歧视,并估计行业歧视对投资人福利的影响。本文构建的 Logit 模型和 OLS 模型如式(1)、式(2)所示。

$$\begin{cases} p = Pr[Y_i = 1 | Industry_{ki}, Control_i] = \frac{\exp(Y_i)}{1 + \exp(Y_i)} \\ \ln\left(\frac{p}{1-p}\right) = Y_i = \alpha + \sum_{k=1}^{15} \beta_k Industry_{ki} + \gamma Control_i + \varepsilon_i \end{cases} \quad (1)$$

$$\bar{Y}_i = \alpha + \sum_{k=1}^{15} \beta_k Industry_{ki} + \gamma Control_i + \varepsilon_i \quad (2)$$

其中,式(1)中的被解释变量  $Y$  可以是借款是否满标、借款是否成功、借款是否违约和借款是否坏账,式(2)中的被解释变量  $\bar{Y}$  可以是借款利率、持有期收益率; $Industry_k$  为借款人的工作行业;控制变量  $Control$  可以为标的信息、借款人信息和省份信息。

#### 四、数据选取与变量描述

##### (一)数据选取

本文选取一家具有代表性的网络借贷平台人人贷 2010 年 10 月 13 日至 2016 年 12 月 31 日之间的全部散标交易数据作为原始样本,样本期间有信用认证标、实地认证标、机构担保标和智能理财标等四种类型的借款标的。借鉴已有研究(廖理等,2014a,2014b,2015;王博等,2017;胡金焱等,2018),本文对原始样本做以下处理:(1)剔除实地认证标、机构担保标和智能理财标;(2)剔除学历、收入、工作行业和工作时间等缺失或者表述不清的借款样本;(3)剔除借款人年龄小于 22 岁和大于 55 岁的样本,剔除借款金额为 0 元的样本;(4)剔除标的数量较少的计算机系统和公益组织行业的借款样本,以及中国台湾、香港、澳门的借款样本。最终得到样本的数量为 354863 个,其中满标标的 29471 个;成功借款标的 24668 个,其中违约标的 11857 个,坏账标的 3988 个。

##### (二)变量定义

检验网络借贷市场是否存在行业偏好时,被解释变量包括:借款满标(*full*),当筹资期满,标的进度达到 100% 时,赋值为 1,否则为 0;借款成功(*funded*),借款标的成功获得借款,赋值为 1,否则为 0。考察是否存在第一种行业歧视时,被解释变量包括:借款违约(*default*),借款人成功获得借款后,若约定还款期内发生一次或多次逾期还款、坏账还款、逾期未偿还,则该借款标的视为违约标的,赋值为 1,否则为 0;借款坏账(*bad\_loan*),借款人成功获得借款后,若约定还款期内发生一次或多次坏账还款、逾期未偿还,则该借款标的视为坏账,赋值为 1,否则为 0。考察是否存在第二种行业歧视时,被解释变量为挂牌利率(*interest\_L*)或成交利率(*interest\_F*),其中,挂牌利率为借款人申请借款时填报的利率,成交利率为借贷双方达成交易的利率。考察行业歧视对投资人福利的影响时,被解释变量为持有期收益率(*HPR*),根据偿还期满样本中借款人的完整还款历史可以计算得到投资人持有债权的收益率,持有期收益率=(期满已收本息总额-出借总额)/出借总额,其中投资人(群体)的出借总额和借款人的借款金额相等。

核心解释变量聚焦于借款人的工作行业,分别为农业( $Industry_1$ )、建筑工程( $Industry_2$ )、能源业( $Industry_3$ )、制造业( $Industry_4$ )、IT( $Industry_5$ )、餐饮/旅馆( $Industry_6$ )、房地产( $Industry_7$ )、公共事业( $Industry_8$ )、交通运输( $Industry_9$ )、教育/培训( $Industry_{10}$ )、金融/法律( $Industry_{11}$ )、零售/批发

( $Industry_{12}$ )、媒体/广告( $Industry_{13}$ )、医疗/卫生/保健( $Industry_{14}$ )、文化/体育/娱乐( $Industry_{15}$ )和政府机关( $Industry_{16}$ )。在政府部门工作的借款人工资稳定,且具有较高的社会地位和社会声望,因而将政府机关作为基准行业具有代表性,<sup>①</sup>同时将其他行业设置为哑变量。

本文将网络借贷平台披露的两类信息作为控制变量(*Control*):一是借款标的信息( $L\_info$ ),包括借款利率、借款期限、借款金额和借款年度。借款利率(*interest*),研究工作行业对借款成本的影响时为被解释变量,其他情形为控制变量;借款期限(*duration*),申请借款的期限,一般为3~36个月;借款金额对数值( $\log amount$ ),范围为3~6;借款年度(*year*),借款人申请借款时的年份,起于2010年,止于2016年,将2011年及之前设置为基准年份,2012年、2013年、2014年、2015年及之后分别设置为四个哑变量。<sup>②</sup>

二是借款人信息( $B\_info$ ),包括基础信息(年龄、学历、婚姻状况)、信用信息(历史借款成功率、历史借款违约率)、资产信息(收入、房产、房贷、车产、车贷)、工作信息(工作省份、工作时间)和审核认证信息等五个维度。年龄(*age*):根据人人贷的规定,借款人的年龄区间为22~55岁;学历(*edu*):将高中及以下、大专、本科、研究生及以上分别赋值为1~4;婚姻状况(*marriage*):借款人已婚赋值为1,离异、丧偶和未婚赋值为0;历史借款成功率(*pre\_succ\_rate*):借款人申请当期借款时,已成功获得借款的标的数量与申请借款的标的总量之比,若借款人为首次申请借款,历史借款成功率为0;历史借款违约率(*pre\_deflt\_rate*):借款人申请当期借款时,发生违约的标的数量与成功借款的标的数量之比,尚未成功借款者,历史借款违约率为0;收入(*income*):将月收入从低到高分别赋值为1~7;房产(*house*):拥有房产赋值为1,否则为0;房贷(*house\_loan*):拥有房贷赋值为1,否则为0;车产(*car*):有车产赋值为1,否则为0;车贷(*car\_loan*):有车贷赋值为1,否则为0;工作省份(*province*):借款人的工作省份,以上海为基准省份,其他省份设置为哑变量;工作时间(*work\_time*):将工作1年以下、1~3年、3~5年和5年以上分别赋值为1~4;审核认证数量(*auth\_nr*):借款人通过信用报告、身份认证、学历认证、工作认证、收入认证等14种审核项目的数量。

### (三)描述性统计<sup>④</sup>

表1描述了在不同行业工作的借款人申请借款的标的状态、满标率、成功率、违约率、坏账率、借款利率及持有期收益率。总体而言,借款人广泛分布于各行各业之中,可以有效地分散风险。披露行业信息的借款人申请借款的平均满标率为8.30%、平均成功率为6.95%,这意味着借款人通过P2P网络借贷平台获得融资的可能性较低;而借款人成功获得借款后的平均违约率高达48.07%、平均坏账率为16.17%。

本文发现,不同行业的平均满标率、成功率有较大差异,在文化/体育/娱乐业工作的借款人平均满标率和成功率最低,分别为4.58%和2.87%;在政府部门工作的借款人平均满标率和成功率最高,分别为14.22%和12.99%,是文化/体育/娱乐业的数倍。不同行业的平均违约率、坏账率也存在较大差异,其中IT行业的借款人平均违约率和坏账率最低,分别为40.59%和9.77%;在交通运输业工作的借款人平均违约率最高,为54.47%;从事农业的借款人平均坏账率最高,为23.10%,比坏

① 感谢审稿专家的建议。

② 2010年的借款标的样本数量较少,为保证数据的完整性将其与2011年的样本合并为一组;2016年信用认证类借款标的样本数量较少,为保证数据的完整性将其与2015年的样本合并为一组。

③ 信用等级由人人贷平台根据借款人的基础信息、信用信息和审核认证信息等综合评定。为避免将信用等级或者信用评分作为控制变量可能引发的共线性问题,本文在研究过程中未将该变量加入相关计量模型。

④ 限于篇幅,未汇报控制变量的描述性统计结果,备案。

账率最低的 IT 行业高 13 个百分点左右。在政府部门工作的借款人平均挂牌利率最低,为 13.41%;农业和文化/体育/娱乐业的借款人平均挂牌利率最高,为 13.98%;从事公共事业的借款人平均成交利率最低,为 12.09%;从事零售/批发业的借款人平均成交利率最高,为 12.95%。虽然在 IT 和金融/法律等行业工作的借款人平均借款利率高于在政府部门工作的借款人,且违约风险也低,但是他们并没有受到投资人的青睐,平均满标率和平均成功率均低于在政府部门工作的借款人。

表 1 不同行业标的状态、满标率、成功率、违约率、坏账率、借款利率及持有期收益率

解释变量	样本合计	流标	满标				满标率(%)	成功率(%)	违约率(%)	坏账率(%)	挂牌利率(%)	成交利率(%)	HPR(%)
			流标处理	成功借款									
				正常	违约								
					逾期	坏账							
Industry <sub>1</sub>	7516	7118	69	159	94	76	5.30	4.38	51.67	23.10	13.98	12.74	6.94
Industry <sub>2</sub>	22211	20941	249	485	340	196	5.72	4.60	52.50	19.20	13.76	12.82	7.66
Industry <sub>3</sub>	14901	13545	202	541	402	211	9.10	7.74	53.12	18.28	13.72	12.64	7.70
Industry <sub>4</sub>	74766	67724	1196	2914	1873	1059	9.42	7.82	50.15	18.11	13.69	12.86	8.09
Industry <sub>5</sub>	31413	28604	434	1411	732	232	8.94	7.56	40.59	9.77	13.42	12.39	7.05
Industry <sub>6</sub>	13874	13168	157	287	152	110	5.09	3.96	47.72	20.04	13.78	12.71	7.50
Industry <sub>7</sub>	13267	12359	172	382	232	122	6.84	5.55	48.10	16.58	13.67	12.42	7.84
Industry <sub>8</sub>	7557	6861	94	318	183	101	9.21	7.97	47.18	16.78	13.57	12.09	7.08
Industry <sub>9</sub>	17182	15692	227	575	429	259	8.67	7.35	54.47	20.51	13.71	12.57	8.21
Industry <sub>10</sub>	14626	13112	263	683	396	172	10.35	8.55	45.40	13.75	13.64	12.65	7.33
Industry <sub>11</sub>	16940	15391	235	754	431	129	9.14	7.76	42.62	9.82	13.42	12.29	7.59
Industry <sub>12</sub>	61192	56884	840	1786	1037	645	7.04	5.67	48.50	18.60	13.72	12.95	6.67
Industry <sub>13</sub>	12524	11895	39	308	182	100	5.02	4.71	47.80	16.95	13.60	12.71	7.57
Industry <sub>14</sub>	12336	11223	139	545	305	124	9.02	7.90	44.05	12.73	13.70	12.32	7.39
Industry <sub>15</sub>	12767	12182	219	167	130	69	4.58	2.87	54.37	18.85	13.98	12.93	6.75
Industry <sub>16</sub>	21791	18693	268	1496	951	383	14.22	12.99	47.14	13.53	13.41	12.21	6.84
总计	354863	325392	4803	12811	7869	3988	8.30	6.95	48.07	16.17	13.66	12.63	7.43

投资于不同行业的持有期收益率同样存在一定差异。虽然持有交通运输部门的债权平均收益率最高,为 8.21%,但在交通运输业工作的借款人并没有最高的借款满标率和借款成功率;政府机关对应的平均持有期收益率位列倒数第三,但在政府部门工作的借款人申请借款的满标率和成功率反而最高。表 1 的描述性结果初步表明网络借贷市场存在行业偏好、行业歧视,同时展示了投资于不同行业的平均持有期收益率的差异情况,但还需进一步使用模型(1)和模型(2)并控制其他因素后,研究其他行业和基准行业在满标率、成功率、违约风险、借款利率和持有期收益率等方面的差异是否显著,以确定行业偏好、行业歧视的存在性及其对投资人福利的影响。

## 五、实证分析

### (一) P2P 网络借贷市场存在行业偏好吗

将披露行业信息的 354863 个借款标的作为研究样本,以借款满标为被解释变量,借助模型(1)探讨投资人对借款人的行业偏好是否存在,回归结果如表 2 中列(1)至列(4)所示。列(1)至

列(4)分别为单独回归、控制标的信息、控制标的和借款人信息、控制所有变量的回归结果。结果显示,即使控制不同的变量,各行业的几率比也均在1%或5%的水平上显著,意味着其他行业与基准行业的满标率之间存在显著性差异。列(4)的联合回归显示,农业、建筑工程、能源业、制造业、IT、餐饮/旅馆、房地产、公共事业、交通运输、教育/培训、金融/法律、零售/批发、媒体/广告、医疗/卫生/保健和文化/体育/娱乐等行业的借款人满标的几率,比政府机关(基准行业)分别低52.6%、49.5%、16.3%、14.5%、39.0%、48.9%、32.0%、37.2%、9.9%、45.4%、25.0%、46.0%、55.6%、28.9%和55.2%。相比政府机关而言,其他行业的借款人并没有受到投资人的偏好。

通过考察工作行业对满标率的影响发现,网络借贷市场存在行业偏好,为得到稳健的结论,本文借鉴国内学者研究偏好或歧视的做法,将借款成功作为模型(1)中的被解释变量,考察工作行业对借款成功率的影响。表2中列(5)至列(8)的回归结果显示,相比政府机关而言,其他行业的几率比均显著小于1,表明在其他行业工作的借款人申请借款的成功率显著低于政府机关。由此可见,我国网络借贷市场的确存在行业偏好,投资人偏好由政府机关工作的借款人。

表 2 行业偏好存在性检验

Independent Variable (IV)	Model (M): Logit, Sample (S): all listings, Dependent Variable (DV): full				M: Logit, S: all listings, DV: funded			
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
<i>Industry<sub>1</sub></i>	0.337*** (0.019)	0.344*** (0.020)	0.461*** (0.034)	0.474*** (0.035)	0.307*** (0.018)	0.336*** (0.020)	0.442*** (0.036)	0.456*** (0.037)
<i>Industry<sub>2</sub></i>	0.366*** (0.013)	0.326*** (0.012)	0.505*** (0.023)	0.505*** (0.023)	0.323*** (0.012)	0.313*** (0.012)	0.482*** (0.024)	0.481*** (0.024)
<i>Industry<sub>3</sub></i>	0.604*** (0.021)	0.598*** (0.022)	0.834*** (0.038)	0.837*** (0.038)	0.562*** (0.021)	0.576*** (0.022)	0.798*** (0.037)	0.794*** (0.037)
<i>Industry<sub>4</sub></i>	0.627*** (0.014)	0.558*** (0.014)	0.893*** (0.029)	0.855*** (0.028)	0.568*** (0.014)	0.547*** (0.014)	0.864*** (0.029)	0.816*** (0.028)
<i>Industry<sub>5</sub></i>	0.593*** (0.016)	0.508*** (0.015)	0.629*** (0.025)	0.610*** (0.024)	0.548*** (0.016)	0.499*** (0.015)	0.602*** (0.025)	0.579*** (0.024)
<i>Industry<sub>6</sub></i>	0.324*** (0.014)	0.254*** (0.011)	0.513*** (0.029)	0.511*** (0.029)	0.276*** (0.013)	0.248*** (0.012)	0.486*** (0.030)	0.483*** (0.030)
<i>Industry<sub>7</sub></i>	0.443*** (0.018)	0.379*** (0.016)	0.677*** (0.034)	0.680*** (0.034)	0.394*** (0.017)	0.368*** (0.016)	0.664*** (0.035)	0.663*** (0.035)
<i>Industry<sub>8</sub></i>	0.612*** (0.027)	0.565*** (0.026)	0.628*** (0.038)	0.628*** (0.038)	0.580*** (0.027)	0.557*** (0.027)	0.600*** (0.037)	0.601*** (0.037)
<i>Industry<sub>9</sub></i>	0.573*** (0.019)	0.527*** (0.019)	0.906** (0.039)	0.901** (0.040)	0.532*** (0.019)	0.519*** (0.019)	0.882*** (0.040)	0.875*** (0.040)
<i>Industry<sub>10</sub></i>	0.697*** (0.023)	0.637*** (0.022)	0.556*** (0.025)	0.546*** (0.025)	0.627*** (0.022)	0.618*** (0.023)	0.533*** (0.025)	0.522*** (0.025)
<i>Industry<sub>11</sub></i>	0.607*** (0.020)	0.536*** (0.019)	0.768*** (0.035)	0.750*** (0.034)	0.563*** (0.020)	0.525*** (0.019)	0.738*** (0.034)	0.715*** (0.033)
<i>Industry<sub>12</sub></i>	0.457*** (0.011)	0.434*** (0.011)	0.548*** (0.020)	0.540*** (0.020)	0.403*** (0.011)	0.416*** (0.011)	0.508*** (0.020)	0.498*** (0.019)
<i>Industry<sub>13</sub></i>	0.319*** (0.014)	0.351*** (0.016)	0.450*** (0.027)	0.444*** (0.027)	0.331*** (0.015)	0.346*** (0.016)	0.448*** (0.027)	0.440*** (0.027)
<i>Industry<sub>14</sub></i>	0.598*** (0.022)	0.547*** (0.021)	0.711*** (0.035)	0.711*** (0.035)	0.574*** (0.022)	0.562*** (0.022)	0.732*** (0.037)	0.731*** (0.037)
<i>Industry<sub>15</sub></i>	0.290*** (0.013)	0.208*** (0.010)	0.453*** (0.026)	0.448*** (0.026)	0.198*** (0.011)	0.168*** (0.010)	0.358*** (0.025)	0.352*** (0.025)

续表 2

Independent Variable (IV)	Model (M): Logit, Sample (S): all listings, Dependent Variable (DV): full				M: Logit, S: all listings, DV: funded			
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
<i>L_info</i>		Yes	Yes	Yes		Yes	Yes	Yes
<i>B_info</i>			Yes	Yes			Yes	Yes
<i>province</i>				Yes				Yes
constant	0.166 *** (0.003)	33.567 *** (1.884)	12.567 *** (1.008)	14.018 *** (1.284)	0.149 *** (0.003)	30.819 *** (1.822)	6.497 *** (0.558)	7.213 *** (0.711)
N	354863	354863	354863	354863	354863	354863	354863	354863
Pseudo R <sup>2</sup>	0.011	0.104	0.383	0.384	0.014	0.073	0.357	0.360

注:\*\*\*、\*\*和\*分别表示在1%、5%和10%的水平下显著,括号内为稳健标准误,N为样本量。使用Logit模型估计的变量系数为几率比,并汇报Pseudo R<sup>2</sup>。all listings为全部借款样本,funded loans为成功借款样本。下表同。

(二)P2P网络借贷市场存在行业歧视吗

上述分析发现网络借贷市场存在行业偏好,但该偏好是否为一种歧视仍需进一步分析。根据Becker(1957)的歧视理论,本文在研究思路中对行业歧视进行了两种定义,本节将使用存在性证明的方法,通过探讨借款违约率、坏账率与满标率、成功率的关系,以及挂牌利率、成交利率与满标率、成功率的关系,考察是否存在本文定义的行业歧视的情形,进而确定网络借贷市场存在的行业偏好是否为行业歧视。

首先,以成功借款数据为研究样本并借助模型(1)探讨其他行业与基准行业的违约率和坏账率差异,此时被解释变量为借款违约、借款坏账,回归结果如表3列(1)至列(4)所示,①不管是否控制标的信息、借款人信息、工作省份,均有某些行业的回归系数在统计上不显著;列(2)和列(4)控制所有变量时,在农业、建筑工程、能源业等行业工作的借款人违约率和坏账率与基准行业无显著性差异,而表2的结果显示在这些行业工作的借款人并未受到投资人的偏好。根据行业歧视的第一种定义方法,只需证明至少存在一个低风险的行业,其对应的满标率和成功率低于基准行业,即可证明存在行业歧视。

表 3 行业歧视存在性检验

IV	M: Logit, S: funded loans				M: OLS, S: all listings		M: OLS, S: funded loans	
	DV: default		DV: bad_loan		DV: interest_L		DV: interest_F	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
<i>Industry<sub>1</sub></i>	1.199 (0.140)	0.930 (0.121)	1.919 *** (0.272)	1.204 (0.188)	0.570 *** (0.041)	0.089 ** (0.036)	0.526 *** (0.134)	0.178 (0.110)
<i>Industry<sub>2</sub></i>	1.239 *** (0.091)	0.965 (0.079)	1.518 *** (0.147)	1.019 (0.109)	0.342 *** (0.028)	0.032 (0.025)	0.605 *** (0.086)	0.109 (0.074)
<i>Industry<sub>3</sub></i>	1.271 *** (0.089)	0.955 (0.074)	1.430 *** (0.134)	0.978 (0.099)	0.303 *** (0.031)	-0.006 (0.027)	0.432 *** (0.077)	0.136 ** (0.064)
<i>Industry<sub>4</sub></i>	1.128 *** (0.052)	0.777 *** (0.044)	1.413 *** (0.091)	0.835 ** (0.064)	0.280 *** (0.022)	-0.056 *** (0.021)	0.648 *** (0.048)	-0.060 (0.044)
<i>Industry<sub>5</sub></i>	0.766 *** (0.043)	0.721 *** (0.049)	0.692 *** (0.061)	0.591 *** (0.059)	0.009 (0.026)	-0.148 *** (0.024)	0.181 *** (0.064)	-0.137 ** (0.057)
<i>Industry<sub>6</sub></i>	1.024 (0.096)	0.849 (0.090)	1.601 *** (0.192)	1.019 (0.138)	0.363 *** (0.033)	-0.048 (0.030)	0.499 *** (0.111)	-0.148 (0.096)

① 限于篇幅,未汇报行业歧视存在性检验中控制标的信息、控制标的和借款人信息的回归结果,备案。

续表 3

IV	M: Logit, S: funded loans				M: OLS, S: all listings		M: OLS, S: funded loans	
	DV: <i>default</i>		DV: <i>bad_loan</i>		DV: <i>interest_L</i>		DV: <i>interest_F</i>	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
<i>Industry<sub>7</sub></i>	1.039 (0.086)	0.759 *** (0.070)	1.269 ** (0.144)	0.870 (0.108)	0.256 *** (0.033)	0.020 (0.029)	0.210 ** (0.088)	0.010 (0.072)
<i>Industry<sub>8</sub></i>	1.002 (0.090)	0.995 (0.100)	1.288 ** (0.157)	1.105 (0.144)	0.156 *** (0.039)	0.021 (0.034)	-0.118 (0.098)	-0.339 *** (0.088)
<i>Industry<sub>9</sub></i>	1.342 *** (0.091)	0.853 ** (0.065)	1.648 *** (0.146)	0.876 (0.086)	0.300 *** (0.030)	0.026 (0.027)	0.363 *** (0.073)	0.036 (0.062)
<i>Industry<sub>10</sub></i>	0.933 (0.064)	0.972 (0.073)	1.018 (0.101)	1.034 (0.110)	0.225 *** (0.031)	0.021 (0.027)	0.444 *** (0.081)	0.156 ** (0.066)
<i>Industry<sub>11</sub></i>	0.833 *** (0.056)	0.744 *** (0.057)	0.696 *** (0.075)	0.578 *** (0.067)	0.003 (0.030)	-0.205 *** (0.026)	0.085 (0.068)	-0.219 *** (0.059)
<i>Industry<sub>12</sub></i>	1.056 (0.054)	0.885 * (0.055)	1.460 *** (0.102)	0.947 (0.080)	0.306 *** (0.023)	-0.046 ** (0.022)	0.745 *** (0.058)	0.180 *** (0.054)
<i>Industry<sub>13</sub></i>	1.027 (0.093)	0.762 *** (0.076)	1.304 ** (0.160)	0.870 (0.116)	0.184 *** (0.032)	0.053 * (0.028)	0.501 *** (0.098)	0.297 *** (0.083)
<i>Industry<sub>14</sub></i>	0.883 * (0.066)	0.765 *** (0.064)	0.932 (0.103)	0.708 *** (0.085)	0.287 *** (0.034)	0.024 (0.029)	0.112 (0.077)	-0.136 ** (0.064)
<i>Industry<sub>15</sub></i>	1.336 *** (0.149)	0.908 (0.114)	1.484 *** (0.214)	0.819 (0.134)	0.563 *** (0.036)	0.039 (0.032)	0.725 *** (0.143)	0.300 ** (0.123)
<i>L_info</i>		Yes		Yes		Yes		Yes
<i>B_info</i>		Yes		Yes		Yes		Yes
<i>province</i>		Yes		Yes		Yes		Yes
constant	0.892 *** (0.034)	0.046 *** (0.011)	0.157 *** (0.009)	0.004 *** (0.002)	13.414 *** (0.019)	14.320 *** (0.066)	12.210 *** (0.039)	15.068 *** (0.198)
N	24668	24668	24668	24668	354863	354863	24668	24668
Pseudo/Adj R <sup>2</sup>	0.004	0.127	0.011	0.146	0.002	0.273	0.014	0.322

注:使用 OLS 模型估计时,汇报 Adj R<sup>2</sup>。下表同。

列(1)至列(4)的结果显示,无论是否控制其他变量,在 IT 行业和金融/法律行业工作的借款人违约率和坏账率均显著低于在政府部门工作的借款人;控制所有变量时,IT 行业和金融/法律行业的借款人违约的几率比政府机关的借款人分别低 27.9% 和 25.6%,发生坏账的几率比政府机关分别低 40.9% 和 42.2%。但是在这两个行业工作的借款人的满标率和成功率还是显著地低于在政府部门工作的借款人,他们并没有受到投资人的青睐,因而网络借贷市场对部分行业存在(第一种)行业歧视。

然后,借助模型(2)并使用申请借款样本和成功借款样本,分别研究其他行业与基准行业在挂牌利率、成交利率上的差异,此时被解释变量为借款利率,回归结果如表 3 列(5)至列(8)所示。虽然工作行业为农业的借款人填报的挂牌利率比基准行业高,而且控制所有变量时,违约风险和基准行业并无显著性差异,但从事农业的借款人满标率和成功率还是显著低于基准行业。控制所有变量时,即使投资人与在能源业、教育/培训业、零售/批发业、媒体/广告业和文化/体育/娱乐业等行业工作的借款人达成借贷协议时的成交利率显著高于基准行业,同时这些行业对应的坏账率与基准行业无显著性差异、违约率显著低于基准行业或与基准行业无显著性差异,但是在这些行业工作的借款人申请借款的满标率和成功率却显著低于基准行业。根据行业歧视的第二种定义,本文发现存在以放弃个人收益为代价的(第二种)行业歧视。总之,从违约风险视角和投资人预期收

益视角均存在被投资人歧视的行业,因而证明网络借贷市场存在行业歧视。

### (三)行业歧视对投资人福利的影响

网络借贷市场存在的两种行业歧视会对投资人的福利产生什么影响?通过不同行业对应的违约风险和预期收益可以检验行业歧视的存在性,但不能量化行业歧视对投资人福利的影响。因而,本文将考察工作行业对投资人出借资金所获债权的持有期收益率(HPR)的影响,进而探讨行业歧视对投资人福利的影响,回归结果如表4所示。控制标的信息、借款人信息和工作省份等信息后,受到第二种行业歧视的借款人对投资人福利的影响在统计上不显著,而受到第一种行业歧视的IT行业和金融/法律行业的借款人能够在1%或5%的显著性水平上增加投资人的福利。具体而言,投资人持有在IT行业工作的借款人的债权会使其收益率比基准行业高32.7个基点,而持有在金融/法律行业工作的借款人的债权会使其收益率比基准行业高18.3个基点。即使将资金出借给在IT或金融/法律行业工作的借款人会显著增加投资人的收益,也并未提高这两个行业借款人的满标率和成功率,他们受到了歧视。该结果同样证实了网络借贷市场存在行业歧视的结论。

表4 工作行业对投资人福利的影响

IV	M: OLS, S: funded loans, DV: HPR			
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>Industry<sub>1</sub></i>	-0.351 (0.256)	-0.446*** (0.167)	-0.182 (0.167)	-0.144 (0.168)
<i>Industry<sub>2</sub></i>	0.196 (0.172)	-0.405*** (0.112)	-0.207* (0.113)	-0.194* (0.113)
<i>Industry<sub>3</sub></i>	0.508*** (0.161)	-0.213** (0.092)	-0.111 (0.092)	-0.118 (0.092)
<i>Industry<sub>4</sub></i>	0.323*** (0.102)	-0.211*** (0.060)	0.069 (0.064)	0.082 (0.065)
<i>Industry<sub>5</sub></i>	0.160 (0.128)	0.163*** (0.062)	0.324*** (0.066)	0.327*** (0.068)
<i>Industry<sub>6</sub></i>	0.111 (0.209)	-0.125 (0.114)	0.216* (0.118)	0.215* (0.119)
<i>Industry<sub>7</sub></i>	0.560*** (0.195)	-0.042 (0.102)	0.135 (0.104)	0.156 (0.105)
<i>Industry<sub>8</sub></i>	-0.059 (0.207)	-0.099 (0.110)	0.002 (0.110)	-0.006 (0.110)
<i>Industry<sub>9</sub></i>	0.964*** (0.165)	-0.164* (0.096)	0.043 (0.097)	0.054 (0.097)
<i>Industry<sub>10</sub></i>	0.151 (0.154)	-0.074 (0.084)	-0.047 (0.084)	-0.039 (0.085)
<i>Industry<sub>11</sub></i>	0.796*** (0.167)	0.120 (0.085)	0.170** (0.086)	0.183** (0.086)
<i>Industry<sub>12</sub></i>	-0.440*** (0.110)	-0.395*** (0.065)	-0.061 (0.072)	-0.043 (0.072)
<i>Industry<sub>13</sub></i>	0.611*** (0.206)	-0.093 (0.116)	0.113 (0.116)	0.119 (0.117)
<i>Industry<sub>14</sub></i>	0.200 (0.172)	-0.042 (0.090)	0.059 (0.091)	0.106 (0.091)
<i>Industry<sub>15</sub></i>	0.034 (0.253)	-0.281* (0.147)	0.005 (0.149)	-0.005 (0.151)

续表 4

IV	M: OLS, S: funded loans, DV: HPR			
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>L_info</i>		Yes	Yes	Yes
<i>B_info</i>			Yes	Yes
<i>province</i>				Yes
constant	6.053 *** (0.085)	-4.746 *** (0.183)	-5.710 *** (0.219)	-5.682 *** (0.242)
N	23714	23714	23714	23714
Adj R <sup>2</sup>	0.006	0.684	0.688	0.690

此外,本文将借款人筹集单位数量的资金所用时间和投资者人均实际投资额(胡金焱、李建文,2018)作为衡量投资人偏好的指标、使用 Heckman 两阶段模型估计违约风险、汇报双重聚类标准差以及重选样本等方法重新探讨上述问题,也得到了相同的结论。<sup>①</sup> 使用不同年份的样本分组回归的结果显示,由工作行业反映出的违约风险会随时间发生变化,但行业偏好与行业歧视在不同年份依然存在。<sup>②</sup>

## 六、进一步探讨

本文实证发现网络借贷市场存在行业偏好和行业歧视,而行业歧视还会降低资金匹配效率和投资人的福利。借款人披露客观认证信息能够有效降低信息不对称程度,如果借款人提交在职证明或工作证等客观证明材料且通过平台的审核认证,则该类借款人的工作行业将更加真实可信,进而能够缓解借贷双方的信息不对称程度。此外,借款人的信用评分主要受可被客观证实的信息和网络借贷表现的影响,信用评分不仅可以反映借款人的潜在违约风险,还可以反映其信息质量,即信用评分越高,信息质量越高。那么,完成工作认证和提高信息质量能否起到降低或消除行业偏好与行业歧视的作用?本部分将使用完成工作认证的样本(Job Certification, JC)和信用评分超过 100 分的信息质量高的样本(High Quality Information, HQI)分别探讨完成工作认证、提高信息质量对行业偏好、行业歧视的影响。

借助模型(1)和模型(2)探讨完成工作认证、提高信息质量对借款的满标率、成功率、违约率、坏账率和挂牌利率的影响,使用完成工作认证的样本和信息质量高的样本的回归结果分别如表 5 列(1)至列(5)、列(6)至(10)所示。列(1)和列(2)的结果显示,控制所有变量时,仅在农业和公共事业工作的借款人的满标率和成功率显著低于基准行业,而在制造业、医疗/卫生/保健业、文化/体育/娱乐业工作的借款人满标的几率,比基准行业分别高 38.2%、69.7% 和 50.4%,这三个行业的借款人的成功率也显著高于基准行业,在其他行业工作的借款人的满标率、成功率与基准行业无显著性差异。与表 2 的结果进行对比发现,借款人完成工作认证能够降低行业偏好。列(3)和列(4)的结果显示,在房地产和金融/法律业工作的借款人违约风险低,IT 和餐饮/旅馆业的借款人发生坏账的可能性显著低于基准行业,但这些行业的借款人并没有受到投资人的青睐,因而第一种行业歧视依然存在。列(5)的结果显示,即使在餐饮/旅馆业工作的借款人填报的挂牌利率比

① 限于篇幅,未报告本节稳健性检验的结果,备索。

② 感谢审稿专家的建议。

基准行业高 37.8 个基点,并且发生坏账的可能性比基准行业低,也没有受到投资人的青睐,申请借款的满标率和成功率与基准行业无显著性差异,因而存在第二种行业歧视。由此可见,借款人完成工作认证能够降低行业偏好,但不能消除行业歧视。

列(6)和列(7)的结果表明,信息质量高的样本中,在农业、建筑工程、教育/培训、金融/法律、零售/批发和文化/体育/娱乐行业工作的借款人的满标率和成功率显著低于基准行业,但仍有许多行业的借款人的满标率和成功率与基准行业无显著性差异,意味着提高信息质量可以降低行业偏好,但不能完全消除投资人对某些行业的偏好。列(8)和列(9)的结果表明,在制造业、餐饮/旅馆和房地产行业工作的借款人发生违约的几率比基准行业分别低 16.6%、37.3% 和 30.5%,而在餐饮/旅馆行业工作的借款人的满标率却显著低于基准行业;在医疗/卫生/保健行业工作的借款人发生坏账的几率比基准行业低 72.8%,然而其满标率和成功率与基准行业并无差异。通过其他行业的违约率、坏账率与满标率、成功率的关系可以推断出行业歧视得到了缓解。列(10)的结果表明,即使农业、能源业、媒体/广告等行业的借款人的挂牌利率比基准行业高 19~35.5 个基点,并且其坏账率与基准行业无显著差异,也没有受到投资人的青睐,因而,信息质量高的样本中仍然存在第二种行业歧视。

表 5 行业偏好和行业歧视存在性检验 (完成工作认证样本和提高信息质量样本)

M	Logit				OLS	Logit				OLS
S	JC		JC & funded loans			HQI		HQI & funded loans		
DV	full	funded	default	bad_loan	interest_L	full	funded	default	bad_loan	interest_L
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
$I_1$	0.605 ** (0.146)	0.623 ** (0.150)	1.034 (0.282)	1.326 (0.501)	-0.028 (0.156)	0.598 *** (0.095)	0.619 *** (0.093)	0.832 (0.174)	2.043 (1.201)	0.355 ** (0.145)
$I_2$	1.107 (0.190)	1.064 (0.181)	0.911 (0.195)	0.732 (0.200)	0.105 (0.086)	0.842 * (0.084)	0.774 *** (0.073)	0.998 (0.129)	2.080 * (0.898)	0.044 (0.087)
$I_3$	1.016 (0.154)	1.055 (0.157)	0.975 (0.184)	0.809 (0.208)	0.029 (0.083)	0.975 (0.092)	0.959 (0.084)	0.870 (0.109)	0.456 (0.193)	0.190 ** (0.081)
$I_4$	1.382 *** (0.154)	1.367 *** (0.150)	0.875 (0.116)	0.783 (0.139)	-0.088 (0.064)	1.085 (0.074)	1.041 (0.066)	0.834 ** (0.073)	1.355 (0.473)	-0.066 (0.058)
$I_5$	0.989 (0.129)	1.004 (0.129)	0.841 (0.129)	0.523 *** (0.116)	0.040 (0.069)	0.958 (0.075)	0.950 (0.069)	0.907 (0.090)	1.714 (0.674)	-0.094 (0.071)
$I_6$	0.973 (0.244)	1.034 (0.249)	0.910 (0.247)	0.464 ** (0.168)	0.378 ** (0.173)	0.700 ** (0.106)	0.801 (0.109)	0.627 ** (0.121)	0.466 (0.511)	-0.145 (0.131)
$I_7$	1.051 (0.184)	1.073 (0.184)	0.697 * (0.147)	0.573 * (0.172)	-0.022 (0.093)	1.036 (0.111)	0.959 (0.097)	0.695 ** (0.106)	0.906 (0.543)	0.061 (0.091)
$I_8$	0.680 * (0.137)	0.670 ** (0.134)	1.122 (0.262)	1.357 (0.367)	0.308 * (0.161)	0.790 * (0.103)	0.874 (0.103)	0.985 (0.161)	1.304 (0.810)	-0.497 *** (0.101)
$I_9$	1.122 (0.173)	1.157 (0.174)	0.788 (0.141)	0.666 * (0.160)	-0.008 (0.099)	0.951 (0.090)	0.890 (0.078)	0.816 (0.103)	0.753 (0.374)	0.070 (0.082)
$I_{10}$	0.802 (0.116)	0.801 (0.113)	0.979 (0.182)	0.700 (0.197)	0.019 (0.092)	0.728 *** (0.063)	0.727 *** (0.058)	1.203 * (0.134)	1.538 (0.674)	0.077 (0.081)
$I_{11}$	1.201 (0.188)	1.253 (0.192)	0.722 * (0.128)	0.631 * (0.164)	-0.067 (0.075)	0.806 ** (0.073)	0.849 ** (0.071)	0.873 (0.100)	1.043 (0.465)	-0.394 *** (0.077)
$I_{12}$	0.973 (0.121)	0.997 (0.122)	1.031 (0.151)	0.724 * (0.139)	-0.102 (0.072)	0.817 *** (0.060)	0.771 *** (0.054)	0.935 (0.092)	1.471 (0.546)	0.084 (0.066)
$I_{13}$	0.761 (0.146)	0.770 (0.144)	0.861 (0.210)	0.549 * (0.186)	0.075 (0.117)	0.803 ** (0.088)	0.855 (0.089)	0.805 (0.121)	1.032 (0.564)	0.248 *** (0.096)
$I_{14}$	1.697 *** (0.271)	1.689 *** (0.266)	0.746 (0.152)	0.447 *** (0.130)	-0.008 (0.087)	0.938 (0.092)	0.965 (0.087)	0.873 (0.111)	0.272 * (0.212)	-0.230 *** (0.077)

续表 5

M	Logit				OLS	Logit				OLS
S	JC		JC & funded loans			HQI		HQI & funded loans		
DV	<i>full</i>	<i>funded</i>	<i>default</i>	<i>bad_loan</i>	<i>interest_L</i>	<i>full</i>	<i>funded</i>	<i>default</i>	<i>bad_loan</i>	<i>interest_L</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
$I_{15}$	1.504 * (0.328)	1.505 * (0.323)	1.033 (0.309)	0.960 (0.374)	0.091 (0.161)	0.411 *** (0.066)	0.432 *** (0.061)	0.930 (0.187)	3.252 ** (1.644)	0.075 (0.138)
<i>L</i>	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>B</i>	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>P</i>	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
N	7878	7878	4394	4119	7879	21185	21185	12674	10580	21185
R <sup>2</sup>	0.308	0.289	0.143	0.209	0.406	0.237	0.164	0.079	0.218	0.296

注: Job Certification (JC) 为完成工作认证的借款样本, High Quality Information (HQI) 为信息质量高的借款样本。  $I_j$  为 Industry,  $j = 1, 2, \dots, 15$ ,  $L$  为  $L\_info$ ,  $B$  为  $B\_info$ ,  $P$  为 province,  $R^2$  为 Pseudo/Adj  $R^2$ 。

此外, 本文还使用了替换被解释变量、汇报双重聚类标准差以及重选样本等方法检验完成工作认证和提高信息质量对降低行业偏好、消除行业歧视的作用效果, ①稳健性检验的结果再次支持这两种措施可以降低行业偏好、但不能消除行业歧视的结论。

## 七、结论与启示

网络借贷市场借贷双方一般素不相识, 如何有效利用借款人披露的个人信息, 降低信息不对称程度、提高借贷双方的资金匹配效率, 是推动网络借贷可持续发展的重要因素。工作行业是一种重要的信息标签, 能够传递从业者的社会地位、社会声望和收入稳定性等信息(李春玲, 2005)。虽然以往文献围绕传统信贷市场和新兴网络借贷市场开展了大量有关偏好或歧视的研究, 但囿于缺乏含有工作行业的微观借贷数据, 鲜有学者探讨网络借贷市场是否存在行业歧视。本文借助人人贷的信用认证交易数据, 围绕发现行业偏好与行业歧视展开研究, 并探讨行业歧视对投资人福利的影响, 以及降低行业偏好、消除行业歧视的方法。

本文的研究表明: (1) 工作行业会对满标率和成功率产生显著影响, 相比在政府部门工作的借款人而言, 在其他行业工作的借款人并未受到投资人的偏好, 因而网络借贷市场存在行业偏好。(2) 即使 IT 行业和金融/法律行业的借款人发生坏账的几率比基准行业分别低 40.9% 和 42.2%, 也没有受到投资人的偏好, 此时投资人存在以牺牲资金安全性为代价而选择高风险投资的行业歧视行为。即使投资人与能源业、教育/培训业等行业的借款人达成借贷协议的利率显著高于基准行业, 且他们的违约率、坏账率与基准行业无显著差异, 但是他们的满标率、成功率还是显著低于基准行业, 此时投资人存在以放弃个人收益为代价而选择高风险投资的行业歧视行为。这意味着, 投资人低估了在政府部门工作的借款人的违约风险。(3) 相比基准行业而言, 在 IT 行业和金融/法律行业工作的借款人可以使投资人的收益率分别提高 32.7、18.3 个基点, 还是受到了第一种行业歧视。(4) 借款人通过完成工作认证、提高信息质量等增强信息披露的方法, 可以降低借贷双方的信息不对称程度、提高资金的匹配效率, 可以有效降低行业偏好, 但不能消除行业歧视。在控

① 限于篇幅, 未报告本节稳健性检验的结果, 备索。

制不同因素和经过多种稳健性检验之后,本文的结论依然稳健。

本文的经验证据表明,借款人的行业信息能够在网络借贷市场产生一定的经济后果,而本文的研究结论对借贷双方提高资金匹配效率以及网络借贷市场信息披露、监管和风险防范具有启示意义。第一,投资人低估了在政府部门工作的借款人的违约风险,使投资风险增加、投资收益降低,而借款人增强信息披露能够有效降低行业歧视,提高资金匹配效率。因而,为降低风险识别偏误,投资人需要借助可证实的客观信息估计借款人的风险;为提高融资效率,借款人需要披露真实可靠且能够展现自身经济实力的信息。第二,制定完善的信息披露标准和关键信息共享机制。不同网络借贷平台关于借款人的信息披露标准存在较大差异,而借款人可能在各网络借贷平台使用不同的个人信息,这都会增加网络借贷市场的潜在风险。因而,需要将能产生经济后果的个人信息作为重点披露对象,并借助征信系统和网络借贷协会实现借款人的关键信息共享、识别“多重身份”的借款人。第三,网络借贷市场风险评估系统一般基于信用历史、个人信息以及第三方数据等评定借款人的风险,为提高风险识别效率,网络借贷平台可以将能够在网络借贷中产生经济后果的信息纳入风险评估体系。

#### 参考文献:

1. 蔡昉、都阳、王美艳:《户籍制度与劳动力市场保护》,《经济研究》2001年第12期。
2. 陈霄、叶德珠:《中国互联网金融中的性别歧视研究》,《金融评论》2016年第2期。
3. 丁杰、李悦雷、曾燕:《网络贷款具有贫民属性吗?谁在嫌贫爱富?——基于“人人贷”的实证证据》,《国际金融研究》2018年第6期。
4. 葛玉好、曾湘泉:《市场歧视对城镇地区性别工资差距的影响》,《经济研究》2011年第6期。
5. 胡金焱、李建文:《“双创”背景的新型金融模式:解构P2P网络借贷》,《改革》2018年第3期。
6. 胡金焱、李建文、张博:《P2P网络借贷是否实现了普惠金融目标》,《世界经济》2018年第11期。
7. 蒋或、周安琪:《P2P网络借贷中存在地域歧视吗?——来自“人人贷”的经验数据》,《中央财经大学学报》2016年第9期。
8. 李春玲:《当代中国社会的声望分层——职业声望与社会经济地位指数测量》,《社会学研究》2005年第2期。
9. 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》,《金融研究》2015年第3期。
10. 廖理、李梦然、王正位:《中国互联网金融的地域歧视研究》,《数量经济技术经济研究》2014a年第5期。
11. 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》,《经济研究》2014b年第7期。
12. 罗党论、甄丽明:《民营控制、政治关系与企业融资约束——基于中国民营上市公司的经验证据》,《金融研究》2008年第12期。
13. 彭红枫、杨柳明、谭小玉:《地域差异如何影响P2P平台借贷的行为——基于“人人贷”的经验证据》,《当代经济科学》2016年第5期。
14. 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》,《中国工业经济》2017年第2期。
15. 谢平、邹传伟:《互联网金融模式研究》,《金融研究》2012年第12期。
16. 姚博:《信用评价是否抑制了网贷行为中的地区与学历偏好》,《财贸经济》2016年第7期。
17. 俞国良:《社会心理学》,北京师范大学出版社2006年版。
18. 庄雷、周勤:《身份歧视:互联网金融创新效率研究——基于P2P网络借贷》,《经济管理》2015年第4期。
19. 庄雷、赵成国:《间融延伸、行业声誉与融资可得性——基于P2P网络借贷》,《软科学》2017年第7期。
20. Aldén, L., & Hammarstedt, M., Discrimination in the Credit Market? Access to Financial Capital among Self-Employed Immigrants. *Kyklos*, Vol. 69, No. 1, 2016, pp. 3–31.
21. Anwar, S., & Fang, H., An Alternative Test of Racial Prejudice in Motor Vehicle Searches: Theory and Evidence. *American Economic Review*, Vol. 96, No. 1, 2006, pp. 127–151.
22. Barasinska, N., & Schäfer, D., Is Crowdfunding Different? Evidence on the Relation between Gender and Funding Success from

a German Peer-to-Peer Lending Platform. *German Economic Review*, Vol. 15, No. 4, 2014, pp. 436 – 452.

23. Becker, G. S., *The Economics of Discrimination*. Chicago: University of Chicago Press, 1957.

24. Chen, D., Li, X., & Lai, F., Gender Discrimination in Online Peer-to-Peer Credit Lending: Evidence from a Lending Platform in China. *Electronic Commerce Research*, Vol. 17, No. 4, 2017, pp. 553 – 583.

25. Fletschner, D., Rural Women's Access to Credit: Market Imperfections and Intra Household Dynamics. *World Development*, Vol. 37, No. 3, 2009, pp. 618 – 631.

26. Frank, J. C., Stephen, C. M., & Bahaudin, G. M., Appearance Discrimination, “Lookism” and “Lookphobia” in the Workplace. *Journal of Applied Business Research*, Vol. 28, No. 5, 2012, pp. 791 – 802.

27. Li, J., & Hu, J., Does University Reputation Matter? Evidence from Peer-to-Peer Lending. *Finance Research Letters*, Vol. 31, 2019, pp. 66 – 77.

28. Loureiro, Y. K., & Gonzalez, L., Competition Against Common Sense: Insights on Peer-to-Peer Lending as a Tool to Allay Financial Exclusion. *International Journal of Bank Marketing*, Vol. 33, No. 5, 2015, pp. 605 – 623.

29. Murfin, J., & Petersen, M., Loans on Sale: Credit Market Seasonality, Borrower Need, and Lender Rents. *Journal of Financial Economics*, Vol. 121, No. 2, 2016, pp. 300 – 326.

30. Phelps, E. S., The Statistical Theory of Racism and Sexism. *American Economic Review*, Vol. 62, No. 4, 1972, pp. 659 – 661.

31. Pope, D. G., & Sydnor, J. R., What's in a Picture? Evidence of Discrimination from Prosper. com. *Journal of Human Resources*, Vol. 46, No. 1, 2011, pp. 53 – 92.

32. Ravina, E., Love & Loans: The Effect of Beauty and Personal Characteristics in Credit Markets. *SSRN Electronic Journal*, 2012.

33. Santora, J. C., & Seaton, W. J., Age Discrimination: Alive and Well in the Workplace? . *Academy of Management Perspectives*, Vol. 22, No. 2, 2008, pp. 103 – 104.

## Does There Exist Industrial Discrimination in the Credit Market?

—A Study Based on Peer-to-Peer Lending

HU Jinyan (Shandong University, 250100; Qingdao University, 266071)

LI Jianwen (Shandong University, 250100)

**Abstract:** Online peer-to-peer lending is one of the mainstream services of Internet finance and a new type of credit lending. Different from the traditional credit market, peer-to-peer lending directly matches transactions between borrowers and lenders with the help of Internet technologies without traditional financial intermediaries. Based on the big data collected by renrendai. com, this paper presents that there are significant differences in the likelihood of the bid becoming full and funded among other industries and benchmarks. In other words, there is an occupational preference in Chinese online peer-to-peer lending market. Investors prefer to lend money to the borrowers working in some industries who have high default risk at the expense of security of principal or expected yield, and even if the borrowers who are working in IT, finance industries or law firms can significantly improve the yield of investors, this is not shown in their availability of funds. That is to say, there is occupational discrimination in the peer-to-peer lending market. To resolve the issue, completing the job verification and improving the information quality can reduce occupational preference, but cannot eliminate occupational discrimination in the peer-to-peer lending market.

**Keywords:** Credit Market, Peer-to-Peer Lending, Occupational Preference, Occupational Discrimination

**JEL:** G11, G14, G23

责任编辑:无 明