

头衔的价值 ——来自网络借贷的证据

张海洋 蔡 航*

摘 要 本文借助网络借贷数据,提出并研究了信贷市场上的“头衔偏误”问题。人们在商业和社交等活动中普遍喜欢使用“华丽”而非“朴实”的头衔,但这种行为的经济效应在文献中没有得到深入的研究。本文的实证分析发现,如果借款人使用华丽头衔而非朴实头衔,那么借款成功率会显著增加,并且对来自小规模公司的借款人这种效应更加明显。但这种成功率的提升并不对应着事后更低的违约率,来自小公司的华丽头衔使用者的违约率甚至更高。不同于普通投资者,网络借贷平台能够识别头衔背后的信息:事后内部收益率更高(更低)的头衔使用者事前会被设定更低(更高)的利率。

关键词 头衔偏误,印象管理,网络借贷

DOI: 10.13821/j.cnki.ceq.2018.03.11

一、引 言

“头衔通胀”(title inflation)问题近年来愈演愈烈。人们在社交和商业活动中描述自己的职业、岗位时,常会加上一个较为“华丽”的头衔,而不使用较为“朴实”的头衔。比如,即使是很小的公司,也会有很多“首席某某官”这样的头衔。在投资银行界,头衔更是高得让非专业人士难以分清,从最高的董事总经理(managing director)到最低的经理(associate)之间竟有7级之多,尽管大部分拥有“某某经理”头衔的从业者既没有自己的部门,也没有自己的部下(车耳,2013)。中国青年报社会调查中心于2011年对1933人进行的一项调查显示,“96.9%的人感觉当今社会‘头衔通胀’现象普遍,其中38.4%的人表示‘非常普遍’;并且,70.5%的人坦言,自己在人际交往中

* 张海洋,对外经济贸易大学金融学院,北京大学数字金融研究中心;蔡航,华夏人寿保险股份有限公司。通信作者及地址:张海洋,北京市朝阳区惠新东街10号,对外经济贸易大学金融学院,100029;电话:(010)64493330;E-mail:hyang_zhang@163.com。本文的研究受到国家自然科学基金项目“基于大数据分析的P2P借贷平台风险承担行为研究”(71573040),北京市社科基金项目“网络借贷行业发展对北京市中小企业融资的影响研究”(17YJA005),以及北京大学数字金融研究中心课题资助。作者感谢北京大学数字金融研究中心(IDF)第二届学术年会的与会者和点评专家,以及匿名审稿人对本文的建设性意见,文责自负。

看重头衔”(王聪聪, 2011: 第7页)。

较高的头衔能够满足人们的心理需要, 有助于自我肯定、自我激励和职业发展(宋强和林新奇, 2013), 也有助于拓展公司的业务, 有利于开展社会交往。华丽头衔的使用者们实际上期望通过这种行为进行印象管理, 意图为自己带来某种利益。社会学和心理学的研究表明, 人们对于他人如何看待自己是敏感的(吉登斯和萨顿, 2015)。正因为如此, 印象管理成为人际交往中非常普遍的一种社会心理现象, “它是个体在社会情境中控制他人形成对自己的期望印象, 并加以维持、保护或改变已经形成的非期望印象的过程”(王沛和贺雯, 2015: 第158页)。特别是, 当个体意识到自己的行为正在或将要被他人评价时, 就会触发印象管理动机。网络借贷活动中虽然借贷双方互相匿名, 但是借款人的还款意愿、还款能力等要素会被平台和投资人评价, 并会因为评价的不同而对借款结果产生影响。因此, 借款人必然会积极地进行印象管理, 通过使用“华丽头衔”来“自我呈现”就是最直接的方式之一。

希望借助更高阶层的声誉来实现自己的目的也可能是使用“华丽头衔”的动机之一。陆学艺(2002)根据各阶层人群实际占有社会中组织、经济、文化资源状况, 把当今中国的社会群体划分为五个等级: 社会上层、中上层、中中层、中下层、下层。由于人们已经对不同等级人群的信誉、财富、收入等特征形成了刻板印象(stereotype), 通过使用更高等级人群相应的头衔, 使用者就可以利用这种刻板印象来呈现较好(甚至偏高)的还款能力和还款意愿。我们将发现, 虽然互联网上使用的头衔并没有严格的验证机制, 但由于刻板印象现象的存在, 也可能帮助华丽头衔的使用者增加借款成功概率。

使用华丽头衔的动机在不同学科有不同的解释, 在经济学领域我们更关注使用华丽头衔具体会带来多大的经济利益, 然而这一问题在已有的文献中没有涉及。究其原因, 可能主要在于缺乏可供研究的数据: 各类头衔的使用往往出现在社会交往活动中, 已有的抽样调查、统计数据很难覆盖; 银行信贷类的数据中虽然也可能有借款申请人的岗位信息(其中包含头衔), 但这样的信息通常因为监管要求而对外界保密。网络借贷活动的出现让这样的研究成为可能。

网络借贷, 又称为P2P借贷(peer to peer lending), 于2005年在英国诞生。这种模式与传统的银行借贷不同, 借款人向网络借贷平台(以下简称“平台”)申请借款以后, 如果获得批准, 则借款信息会被放到平台的网页上, 由平台上潜在的投资人独立地做出投资决策。投资人浏览借款标的相关信息(金额、期限、利率等), 借款人的还款能力信息(资产、收入等), 以及人口特征等, 根据自己的偏好决定是否投资, 以及投资的数量。如果在规定期限内, 所有投资人愿意投资的总金额达到了借款金额, 则借款成功(称为“满标”), 否则借款失败。每笔借款通常需要多位投资人的投资才能满标。在成功借款后, 借款人需要按照约定每月还款到平台, 平台再根据每个投资人的份额还

款给投资人，并可能在这一过程中收取手续费作为平台的收益。因此，在平台上会准确记录每笔借款的成功与否信息，以及借款是否违约的信息。以上信息在平台上都会披露，更为难得的是，在借款人的工作岗位描述中会包含相应的头衔，这样就可以测度头衔为借款人带来的收益。

在网络借贷行业中，每个借款人对投资人都是陌生的，因此投资人只能根据过往的生活经验判断借款人的还款能力和还款意愿。头衔可能影响借款成功率的机制在于，投资者会通过社会交往中某类头衔的普遍的行为表现(即形成的刻板印象)推断某种头衔的人对应的可信任程度(trustworthiness)和好信誉程度(creditworthiness)，进而决定是否对其投资。考虑到大多数人在社会交往中比较“看中头衔”(王聪聪，2011)，因此我们预期头衔的华丽程度可能影响借款成功率。

表1中利用中国网络借贷平台“人人贷”的借款申请和还款数据，从中提取了管理类岗位、销售类岗位和技术类岗位的相应头衔，并对这些岗位中的借款人使用“华丽”头衔和“朴实”头衔的效应进行对比分析。从表中信息可以发现，在总共91457个样本中，平均有6.53%的借款标的会成功，但是使用朴实头衔的借款成功率较低，只有3.86%，如果借款人使用华丽头衔，则借款成功率会提升到7.94%。虽然两类样本整体看违约率差距不大，但是当我们分别考察管理类、销售类和技术类三种岗位后，将发现他们的差异。以管理类岗位为例，在总共44270个样本中，华丽头衔的借款申请比朴实头衔的借款申请成功率高出约6个百分点，同时违约率也高出约3%，说明投资者偏好华丽头衔，但这种行为没有获得较好的绩效。销售类头衔的样本共有22771个，其中“华丽”的头衔16562个，“朴实”的头衔6209个。前者的借款成功比例为4.28%，后者的成功比例为2.77%，表明使用“华丽”的头衔的确更易获得投资人的青睐。然而，这种青睐也没有获得更好的回报，“客户经理”类头衔的违约比例为18.19%，远高于使用“客服”“销售”来描述自己岗位信息的样本，后者的违约比例仅为9.3%。技术类岗位的样本总计24656个，其中填写类似“工程师”这样华丽头衔的样本13155个，填写比较朴实头衔的样本11501个，前者的借款成功比例为10.31%，同样超过后者的5.83%。和销售类岗位不同的是，投资人对“工程师”类头衔比较偏好的行为可能是合理的，因为他们的违约率相对“朴实”头衔的样本也较低，仅为8.85%。综上所述，无论是管理类、销售类或是技术类岗位，更“华丽”的头衔会带来更高的融资成功概率，这与经济直觉一致。但对于管理类和销售类岗位的借款申请，华丽头衔带来的高成功率更可能是一种偏误，因为相应的违约率反而更高。

表1 岗位描述中的头衔与借款成功率、违约率

岗位分类	头衔类别	定义	样本总数	其中： 借款成功 (笔)	比例 (%)	其中： 违约 (笔)	比例 (%)
管理类头衔	朴实：	老板、店长、厂长	13 911	379	2.72	45	11.87
	华丽：	CEO、总经理、董事长	30 359	2 695	8.88	401	14.88
	合计		44 270	3 074	6.94	446	14.51
销售类头衔	朴实：	销售、客服	6 209	172	2.77	16	9.30
	华丽：	客户经理、销售经理	16 562	709	4.28	129	18.19
	合计		22 771	881	3.87	145	16.46
技术类头衔	朴实：	技术、程序员	11 501	670	5.83	102	15.22
	华丽：	工程师、技术经理	13 155	1 356	10.31	120	8.85
	合计		24 656	2 026	8.22	222	10.96
所有岗位 合计	朴实		31 594	1 221	3.86	163	13.35
	华丽		59 863	4 752	7.94	649	13.66
	总计		91 457	5 973	6.53	812	13.59

虽然表1中的统计结论相对粗略,但使用较为复杂的计量模型并控制其他因素后,我们依然可以发现:使用华丽头衔可以整体上提升借款成功率1%左右;对于小规模的公司,这种效应可达到2%左右。这说明了信贷市场上的投资者的确更偏好“华丽”头衔。实证数据还发现,对于类似“CEO”“工程师”和“客户经理”这样华丽头衔的偏好是一种偏误:小规模公司中华丽头衔使用者的违约率会比朴实头衔使用者高3.8%;技术类岗位和管理类岗位中华丽头衔和朴实头衔的使用者违约率没有显著差异,但销售类岗位中使用华丽头衔的借款标违约率比使用朴实头衔的高14.6%。与之形成鲜明对比的是,作为信息中介机构的平台,通过重复博弈等机制可以识别出借款人头衔背后的信息:销售类岗位中华丽头衔的使用者事后内部收益率(internal rate of return, IRR)较低,因此事前会被设定较高的借款利率;技术类岗位华丽头衔使用者事后内部收益率较高,因而事前会被设定较低的借款利率。这表明专业金融中介机构的决策没有出现“头衔偏误”现象。

本文研究的现象和得出的结论不仅在金融领域有一定的意义,在心理学、社会学、市场营销学等诸多领域都可能有一定的理论和应用价值。比如在心理学领域,有助于理解群体之间刻板印象,扩大印象管理行为的应用领域;在社会学领域,有助于人们理解不同等级、阶层的群体向上流动的意愿和效应;在市场营销学领域,有助于理解“人员推销”方式中营销人员头衔使用的方法和策略。

本文余下部分安排如下:第二部分将综述本文相关的文献;第三部分介绍所用的数据和研究设计,并对研究所用的变量进行描述统计;第四部分介绍并分析实证研究的结果,其中包含对投资者行为的分析结果和对平台行为的分析结果;第五部分讨论文章结论的稳健性;第六部分总结全文。

二、文献综述

在经济学界，学者们已经发现如果一个经济学者的姓氏首字母在字母表中排序比较靠前，那么他(她)会有更大的概率获得终身教职，并且这也会更有助于他(她)成为计量经济学会会士(Fellow of the Econometric Society)，以及获得克拉克奖和诺贝尔经济学奖(Einav and Yariv, 2006)。可见，人们在做决策时，会受到名字中的一些特征影响，产生一些非理性的行为。本文的研究延续了这一分析思路，研究了人们为自己的岗位取一个比较好的“名字”，即使用“华丽”头衔之后，是否更容易在信贷市场获得成功。

据笔者所掌握的文献，本文应是第一次关注头衔的经济效应。虽然如此，关于各类名称、标题对人们经济和金融行为的影响已经有了相对丰富的研究。与本文较为相近的研究是郭峰(2016)的工作，他的研究中关注的是借款人使用昵称情况对借款成功率的影响，作者的实证分析发现使用真实姓名的借款人在P2P借贷市场上并没有得到更高信任。在稍早的研究中，贾璐熙等(2016)的实证研究发现，简短、通顺、由常见字词组成以及蕴含良好寓意的公司名称更受投资者喜爱，表现在这类公司的股东基数更大，股票流动性更好，投资者对公司的估值更高。这样的结论也得到国外资本市场研究的支持，Alter and Oppenheimer(2006)的研究发现，如果股票的名称比较“顺口”(fluently named)，那么绩效会显著较好。

金融市场上的投资者行为常常表现出非理性的特征。针对这一特征，在传统的金融市场上已经有了较多的研究(Shleifer, 2000; Barberis and Thaler, 2003)，网络借贷市场上的相关研究也是在努力验证这种非理性是否在新的金融市场也存在。Lin and Viswanathan(2015)发现，美国的P2P市场上存在着本土偏好(home bias)——投资者更偏好于在同一地理区域的借款人，并且这种偏误实际上很难用理性的分析框架加以解释。羊群行为(herding behaviour)也是投资者行为非理性的表现，Lee and Lee(2012)利用韩国的网络借贷数据，发现了该国P2P市场上投资者羊群行为的证据，此后廖理等(2015a)发现了中国的金融市场也有这样的现象。Duarte *et al.*(2014)甚至发现，在这一市场中投资人会系统性地高估借款人的还款概率，导致投资的净期望收益率实际为负。

网络借贷相关领域的另一些文献也是延续了传统金融领域的研究思路，研究借款人的各种特征对借款成功率的影响，比如地区和学历(姚博, 2016; 廖理等, 2015b; 廖理等, 2014a)、从业经历和教育背景(孙武军和樊小莹, 2016)等。由于网络借贷中的借款人会为自己的借款拟出一个题目，并且会用一段话来描述自己的借款目的、还款意愿和还款能力、个人品德等，这些特征可能会对借款成功与否产生较大的影响(廖理等, 2015c; 王会娟和何琳,

2015; Gao and Lin, 2014)。这些研究丰富了人们对金融市场已有特征的认识,但没有发现新的金融现象——这些特征在传统金融市场也存在,并且已经开展了一定的研究。

网络借贷行业对于学术研究的更大价值在于,它所提供的数据和信息让此前金融市场上很多无法研究的问题变得可行。这是因为,此前的金融市场上很难同时观察到投资人或借款人的详细特征以及投资人的行为。例如,网络借贷中部分借款人的页面会展示其照片, Duarte *et al.* (2012)就是借助照片中显示出的“可信度”(trustworthiness)作为解释变量,他们发现这一指标的确会对借款成功概率有显著的正向影响。金融市场上的“颜值溢价”(beauty premium)的问题也得以研究(Ravina, 2012),学者们通过网络借贷数据发现如果长相更加吸引人则更容易获得融资,并且能够以较低的借款利率得到融资。Gonzalez and Loureiro(2014)进一步发现这种溢价不但存在,而且会受到投资人和借款人相对年龄、是否性别相同等因素的影响。本文将延续这一系列文献的研究思路,利用网络借贷数据中获取的岗位头衔信息,研究已有文献很少涉及的“头衔偏好”问题,定量地分析借款人使用更华丽头衔带来的经济收益,并分析投资人的头衔偏好是否理性,从而填补了经济学文献对这一问题研究的空缺。

三、数据和研究设计

本文的研究所用数据来自网络借贷平台“人人贷”,该平台成立于2010年,主要从事网络借贷信息中介业务。选取的样本时间范围是2011年至2016年,以避免平台成立初期的不确定性因素对投资人选择行为的影响,以及2017年新出现的借款样本中违约行为没有充分暴露带来的影响。自2014年后,人人贷陆续推出了“U计划”“薪计划”等自动投标的理财产品,这些理财产品由平台代理投资人的资金,并由平台决策来投资于借款标的,单个投资人的行为对借款成功与否影响日益减小。为准确研究投资人的行为,本文的研究中仅保留个人投资比例超过50%的借款标的。同时,为避免较大借款金额和较小借款金额的极端异常值对投资人行为的影响,样本中也剔除了超过20万元和低于3000元的借款标的。对于借款人的年龄,也仅保留18岁至60岁的样本,以保证借款人有真实的还款能力。人人贷的借款标的分为很多种,比如“机构担保标”“实地认证标”“信用认证标”“智能理财标”等,为了保证研究结果的准确,参考廖理等(2014b)和郭峰(2016)的做法,本文仅保留“信用认证标”作为研究对象,以排除平台或其合作机构的担保措施对投资人行为带来的影响。

（一）头衔的分类

陆学艺(2002)以职业分类为基础,根据所占有的组织、经济、文化资源数量把当前中国社会分为十大阶层¹。这十大阶层又可以根据实际占有资源的多寡划分为五个等级,其中较高三个等级为:(1)社会上层,包括大企业经理人员、高级专业技术人员及大私营企业主;(2)中上层,包括中小企业经理人员、中级专业技术人员及中等企业主;(3)中中层,包括初级专业技术人员、小企业主、个体工商户、中高级技工和办事人员。社会心理学的理论表明,社会上其他人群会对各层级人群形成刻板印象(stereotype)(王沛和贺雯,2015),这种印象包括信誉、收入、财富等方面。在网络借贷活动中,借款人在自己的职位描述中使用更高等级人群相应的头衔(即本文所称“华丽头衔”),目的是利用这种刻板印象来呈现较好(甚至偏高)还款能力和还款意愿,从而获得较为有利的借款条件和较高的借款成功概率。为验证这一分析是否正确,需要对头衔进行分类,定义出何为华丽头衔。

本文从借款人在人人贷网站披露的信息中,提取其岗位信息进行重点分析,关注岗位描述中是否使用了较为“华丽”的头衔,并研究这样的行为是否真的带来了经济收益。由于现实中岗位纷乱复杂,为了开展这项研究,需要对贷款申请者的岗位进行分类和筛选。考虑到样本量和代表性,本文挑选了管理类岗位、销售类岗位和技术类岗位进行分析。

(1)管理类岗位中,如果对自己的职位描述填写“老板”“店长”“厂长”则定义为朴实头衔,如果填写“CEO”“总经理”“董事长”(不含助理、秘书等)则定义为华丽头衔。这样划分的依据在于,若借款人描述自己的职位用“CEO”而非“老板”,则通过这样的自我呈现机制把自己的社会等级从社会中(上)层提升为社会上层,因为“CEO”意味着来自大型企业,属于社会上层,而“老板”意味着来自小微型企业,属于社会中层。

(2)销售类头衔中如果出现“销售”(不含“销售经理”)和“客服”这两种头衔则归类为朴实的头衔,如果出现“客户经理”或“销售经理”字样,则归类为华丽头衔。陆学艺(2002)的分类方式表明,普通办事员处于社会中中层,而经理层则处于社会中上甚至上层,在自己的职位描述中添加上“经理”字样,是一种积极的印象管理手段。

(3)技术类岗位描述中,如果出现“技术”(不含“技术经理”)、“程序员”字样,则定义为朴实头衔,如果出现“工程师”或“技术经理”字样,则归类为华丽的技术类头衔。前文已提及,普通办事员和经理层人员处于不

¹ 依据各阶层对组织、经济、文化资源的拥有量,以及三种资源的重要程度排列,这十个社会阶层依次是:国家与社会管理者阶层、经理人员阶层、私营企业主阶层、专业技术人员阶层、办事人员阶层、个体工商户阶层、商业服务业员工阶层、产业工人阶层、农业劳动者阶层和城乡无业失业半失业者阶层。

同层级。同样,中高级技工和初级专业技术人员的级别较低,而中、高级专业技术人员的层级较高。通过把自己的岗位描述为“工程师”而非普通的“技术”人员,也可以利用更高层级人群相应的声誉。

上述分类和定义满足了研究的需求,也保证了样本的平衡性:有足够多的样本本质上是同一类岗位,但部分申请人填写了“华丽”的头衔,另一部分申请人填写了“朴实”的头衔,可以进行对比分析。其他的岗位由于满足条件的样本量较小,或难以严格识别出其中的“华丽”头衔,达不到计量分析的要求,本文没有涉及。各类岗位中华丽头衔和朴实头衔的定义和样本数量已在表1中列出。

(二) 实证策略

本文的分析框架如图1所示。按照借款人在网络借贷平台借款和还款的时间顺序,可以把整个借款周期分为三个阶段:第一阶段,借款人向平台申请借款,平台进行资料审核、信用评级(评分)并决定是否许可该借款申请被放到网页上(即成为列表, list),如果许可还会同时设定借款利率;第二阶段,投资人浏览平台网站上的信息(包括借款金额、利率、期限等基本情况,以及借款人的人口特征和还款能力信息),并决定是否进行投资,成功获得借款(满标)的标的进入下一阶段;第三阶段中,借款人根据约定每月还本付息。在第三阶段,如果借款在数据采集时间点已经完全到期,则可以根据借款人的还款表现计算出本借款的内部收益率。内部收益率可能不同于平台在事前设定的利率,因为借款可能出现提前还款、逾期、坏账等多种情况,逾期或坏账还款经过线下催收可能被收取高额的违约金,提前还款也可能收取一定的手续费,本文根据实际还款的现金流计算出每笔已到期还款的内部收益率。

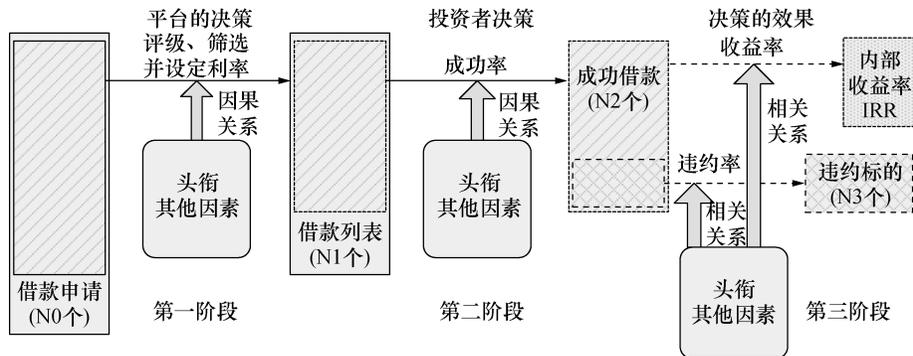


图1 实证研究的分析框架

我们将根据第二阶段中投资者的投资行为和第三阶段借款人的还款表现分析投资者决策如何受到借款人头衔的影响,并评判投资者行为的绩效。平台作为信息中介机构,掌握的信息量要远高于普通投资者,并且已经与各类

头衔使用者进行了长期的博弈，所以贷款定价能力会更强。因此，本文也将研究平台设定的利率、实际的内部收益率与借款人头衔的关系，从而对比个人和机构在面对“华丽头衔”时的行为差异。

我们将基于以上实证结果判断投资者和平台的行为是否理性。这里的“理性”为定性概念：如果发现投资者偏好华丽头衔的借款人，同时他们的违约率也较低，则称投资人是理性的；如果他们的违约率和朴实头衔借款人无差异甚至更高，则称这种偏好是非理性的。平台行为是否理性的判断依据是事前的利率和事后的内部收益率是否一致：把头衔分为“华丽”和“朴实”两类后，若事后内部收益率较低(较高)的头衔对应的利率较高(较低)，则称平台的行为是理性的。

1. 投资者行为和绩效

在表1中，我们已经发现了借款人使用不同头衔会对应不同的成功概率和违约率，虽然这样的结果较为直观，但可能是因为忽视了其他因素的结果。举例来说，在网站上披露的信息不仅有借款人的职业，还有借款金额、利率、期限等基本情况，以及借款人的资产、收入和人口统计特征、信用状况等，投资人会根据这些特征综合判断是否投资。如果不控制这些特征，可能产生较大的偏误，因为极有可能是这些特征主要影响投资人的选择，而不是岗位描述中的头衔信息。因此，本文关于投资者行为的实证研究将主要采用如下回归方程：

$$P\{Y_i = 1 \mid \text{gorgeous}_i, X_i\} = \alpha_0 + \beta \times \text{gorgeous}_i + \sum_{k=1}^n \alpha_k x_{ik} + \varepsilon_i. \quad (1)$$

由于被解释变量 Y_i 是虚拟变量(“是否成功”“是否违约”)，故采用Logit模型进行计量分析。回归分析中，将控制上述可能影响投资人决策的其他因素 $X_i = (x_{i1}, \dots, x_{in})$ ，并主要关注变量gorgeous的系数。该变量是虚拟变量，如果借款人使用了华丽的头衔则为1，否则为0。同时，考虑到管理类岗位、技术类岗位和销售类岗位的“头衔偏误”情况可能有一定的差异，因此在回归分析中除了整体的分析，还将对这三类样本分别分析。除了上述控制变量，在回归分析中，我们还控制了借款人所在的行业和省份，借款年度等固定效应，以控制行业、地域、宏观经济和监管政策等因素对投资人选择行为以及借款人还款行为带来的影响。相关控制变量的定义及描述统计在后文详细介绍。

(1) 事前借款成功率

本文重点关注借款人的工作岗位信息描述中所用的头衔对投资人决策的影响，所以在式(1)中会用“借款是否成功”作为被解释变量，对应的变量是success，是虚拟变量。实证研究的内生性主要来自遗漏重要变量、反向因果关系和测量误差(Angrist and Pischke, 2009)。网络借贷活动中，投资人是根

据平台网页披露的信息开展投资决策,由于回归中已经控制了投资人在决策时所能看到的所有重要信息,这些变量都已在网页上显示并被放入回归方程(本文的数据来自网页爬虫所抓取的数据,所得到的信息也即是投资人看到的信息)。其余无法度量的变量,比如借款人的还款意愿,并不会直接影响投资人的行为,只能通过网页上显示的各类信息去影响借款人的行为。所以在关于头衔如何影响借款成功率的研究中,遗漏重要变量带来的内生性问题应该不存在,或至少并不严重。反向因果关系带来的偏误也不存在,这是因为时间顺序上是借款的信息展示在前,投资人的决策在后,不会因为投资人后来的决策影响了借款人此前所列出的头衔信息。唯一可能的内生性来源在于华丽头衔的测量误差,本文的稳健性讨论部分将进一步采用“华丽头衔”的不同定义,也得到了比较稳健的结果。因此,在控制其他因素以后,即使采用最简单的 Logit 模型,也可以得到头衔与成功率之间较为清晰的因果关系。

(2) 事后违约率

本文也关注借款人违约情况与其头衔的关系,用“借款是否违约”作为被解释变量,对应的变量是 default,也是虚拟变量。现实生活中,个人的头衔由其所在的公司或组织赋予,具有外生性质;但借款人在网络借贷活动中申请贷款时,可能有一定的变通——选择较高等级人群的头衔填报,甚至虚报头衔。虽然人人贷的贷款申请会有线下的审核,但是很难完全杜绝借款人操控自己所填头衔的可能性。

头衔理论上会负向影响违约率,因为高头衔的人会比较注重“声誉”,主动避免违约事件对自己声誉带来负面影响,但是由于遗漏变量等问题,这种负相关关系很难在实证研究中发现。即便头衔完全外生给定,在头衔与违约率的研究中可能存在遗漏变量的问题。比如,工作能力决定了借款人的头衔,也影响着他的还款能力(从而影响他的借款是否违约),但工作能力变量无法观察,从而也就无法放到回归方程里面。由于理论上工作能力越高会带来较高的收入,因而违约率会越低,遗漏了工作能力变量,则会低估头衔对违约率的影响(回归系数绝对值变大)。如果头衔随意使用,同样可能存在内生性问题,无法控制还款意愿变量:不是华丽头衔导致了违约,而是华丽头衔的借款人中混进了更多蓄意欺骗的借款人。这样,就会高估头衔对违约率的影响,让回归系数绝对值变小,甚至变为正。由于上述原因,在违约率的研究中所得到的回归结果只是头衔与违约率之间的相关关系而非因果关系。就本文的研究目的而言,这样的相关性已经够了。因为我们关注的是投资者行为是否理性,如果发现华丽头衔导致更高的借款成功率,但它又没有对应着更低的违约率,这就足以说明投资者对华丽头衔的偏好是一种偏误。

2. 平台行为和绩效

(1) 事前利率设定

在网络借贷流程中,平台的行为主要在图1的第一阶段体现,即设定借

款的利率。为了保证效率，人人贷平台的利率设定参考的是美国 Lending Club 平台的做法：借款利率由平台根据借款人的信用状况设定，而非由借款人自己设定或由投资者竞标确定（如美国的平台 Prosper）。因此，在浏览标的信息后，投资者能决定是否投资，以及投资的数量，但不能改变投资的利率。这样的流程让检验金融中介的决策是否会受到头衔的影响成为可能。我们采用如下回归方程：

$$r_i = \alpha_0 + \beta \times \text{gorgeous}_i + \sum_{k=1}^n \alpha_k x_{ik} + \epsilon_i, \quad (2)$$

其中被解释变量为借款利率(r)。由于平台会审查借款人的申请资料，并可能进行线下(实地)审核，只有通过审核的借款申请才会被放到平台的网站，所以这样的数据实际构成了断尾数据，所以我们将采取断尾回归(truncated regression)的方法进行研究，所用控制变量和式(1)相同(除了利率由此前的控制变量变为现在的被解释变量)。平台搜集的资料不会全部披露，因而不会全部被纳入控制变量，但考虑到所有有价值的信息(包括软信息和硬信息)都会体现在信用评级中，所以控制了借款人的信用等级后，遗漏变量带来的偏误也就不会太严重。

(2) 事后内部收益率

因为可能出现提前还款、逾期、坏账等情况，借款的内部收益率和事前平台设定的利率会有一些的差异。逾期和坏账的借款经催收后，可能会被收取较高的违约金和手续费，导致这样的借款虽然属于违约，但内部收益率可能反而高于正常还款的借款。催收产生的高收益完全由平台享有，投资人无法获取(经催收后，本金和正常利息会还给投资人)，所以内部收益率对评价平台绩效有重要意义。

$$\text{IRR}_i = \alpha_0 + \beta \times \text{gorgeous}_i + \sum_{k=1}^n \alpha_k x_{ik} + \epsilon_i, \quad (3)$$

其中，式(3)的被解释变量是内部收益率，所用控制变量和式(2)相同。对于借款后完全没有还款的标的，内部收益率定义为-1，这是内部收益率的最小值。考虑到会有较多借款的内部收益率在此被“截断”，本文采用归并回归(censored regression)方法，使用 Tobit 模型进行分析。不同于以利率作为被解释变量，以内部收益率为被解释变量可能存在遗漏变量偏误(例如“还款意愿”会影响借款人填写的头衔，也会影响 IRR，但该变量无法被纳入回归方程)，因此所得到的回归系数只是头衔变量和 IRR 之间的相关性。就本文的研究目的而言，这样的相关性已经可以说明问题：我们的目标是评价平台行为是否理性，在分析清楚头衔与事前利率之间的因果关系之后，仅需知晓头衔与内部收益率之间的相关关系。

(三) 变量定义

根据前文的研究设计, 本文从人人贷的数据中提取若干变量进行分析。由于已经对借款人的岗位类别进行了限制, 仅保留管理类、技术类和销售类岗位, 剩余样本为 91 457 个。本文的实证研究所用的主要因变量、自变量如表 2 所示。表中 gorgeous 变量的均值显示, 约 65% 的样本使用的是华丽头衔, 表明人们的确更喜欢使用较为“华丽”的头衔。为了进一步了解“朴实”头衔和“华丽”头衔两类样本的差异, 表中还分别列出了这两类样本中各变量的均值。success 变量表示借款是否获得成功, 是虚拟变量(1 表示成功, 0 表示没有成功)。平均 7% 的借款标的成功得到借款, 表明大部分借款申请其实没有获得融资。正如此前表 1 所述, 华丽头衔的成功率较高, 显著高于朴实头衔的均值。由于只有成功借款才有可能违约, 所以 default 变量的样本较少, 只有 5 973 个, 该变量也是虚拟变量。数据显示, 整体看样本的违约率约为 13.6%, 并且朴实头衔和华丽头衔的违约率没有显著差异。内部收益率对应的变量为 irrs, 通过每笔借款的实际还款时间记录和还款金额(包括本金、利息、违约金、手续费等)计算出每笔借款的实际现金流, 进而计算出每笔借款的内部收益率。由于借款后从未还款的样本内部收益率被定义为-1, 这样的样本虽然较少, 但拉低了整体的内部收益率, 平均只有-0.06, 这一变量的均值对不同类别的头衔也没有显著差异。

接下来是回归分析中涉及的控制变量。和朴实头衔相比, 平均而言华丽头衔对应的借款金额较高, 借款利率较低, 但借款期限没有显著差异。人口特征变量的统计显示, 使用华丽头衔的样本中, 男性比例显著更高, 表明男性可能更倾向于使用华丽头衔。数据中, 对于教育水平划分了“高中及以下”“大专”“本科”“研究生及以上”四类, 本文分别用数字 1 至 4 表示这样的有序变量。同样可以看出教育水平越高、年龄越大、工龄越长的人群, 以及已婚人群拥有或使用华丽头衔的可能性越大。sized 变量的均值在两类样本中也有显著差异, 表明在较小规模企业工作的人群更倾向于使用华丽头衔。

人人贷平台没有直接统计借款人的收入, 而是把借款人的收入分为了 7 个等级, 如“1 000 元以下”“1 000—2 000 元”等, 本文用 1 至 7 这些数字来表示, 数字越大表明收入等级越高。借款人的信用等级也分为 7 级: AA、A、B、C、D、E、HR, 回归分析中用从大到小分别用 7 至 1 表示, 数字越大表示信用越好。从表 2 中可以看出, 使用华丽头衔的人群收入较高, 信用等级较高, 并且有更高比例持有房产、汽车和房贷、车贷。最后, 借款人对借款的描述也可能对借款成功率有影响, 所以本文控制了借款标题和借款描述的长度这两个基本特征, 以及“借款目的是否为生产性用途”这一虚拟变量。统计数据显示, 平均每个借款标题的长度约为 7 个汉字, 描述的内容约为 51 个汉字, 但这两个长度对朴实或华丽头衔两类样本也有所不同, 华丽头衔对

应的样本在这两个描述的文字长度方面都显著更长。表中数据也可以看出，平均约12%的借款是用于生产性用途，这一特征对于朴实或华丽头衔有显著差异，使用朴实头衔的借款更可能被用于生产性用途。从以上分析可以看出，对于表中大多数控制变量，选择“华丽”头衔的样本和选择“朴实”头衔的样本都有显著差异，因此这些变量应该，也必须被纳入回归方程。

表2 变量描述统计

变量名	变量定义	样本数	均值			标准差	最小值	最大值
			合计	华丽	朴实			
gorgeous	是否使用华丽头衔	91 457	0.65			0.48	0	1
success	借款是否成功	91 457	0.07	0.079***	0.038	0.25	0	1
default	是否违约	5 973	0.136	0.137	0.133	0.34	0	1
irrs	内部收益率(月度)	5 155	-0.06	-0.061	-0.052	0.21	-1	0.04
ln_amount	借款金额(对数)	91 457	10.24	10.390***	9.937	1.19	8.0	12.2
interest	借款利率(年息, %)	91 457	13.61	13.556	13.718***	3.06	3	24.4
months	借款期限(月)	91 457	15.31	15.295	15.328	9.14	3	36
sex	性别(男性=1)	71 797	0.89	0.909***	0.856	0.31	0	1
edu	教育水平(4个分类)	91 382	1.89	2.025***	1.639	0.79	1	4
age	年龄	91 457	32.06	32.890***	30.456	6.33	18	60
married	是否为已婚状态	91 457	0.52	0.545***	0.464	0.50	0	1
tenure	参加工作年限(工龄)	85 366	2.28	2.325***	2.192	0.93	1	4
sized	是否为超过100人企业	91 457	0.28	0.266	0.293***	0.45	0	1
income	借款人收入(7个等级)	91 338	4.27	4.525***	3.764	1.20	1	7
house	是否有房产	91 457	0.41	0.443***	0.346	0.49	0	1
morgage	是否有房贷	91 457	0.15	0.172***	0.095	0.35	0	1
car	是否有车	91 457	0.27	0.323***	0.181	0.45	0	1
carLoan	是否有车贷	91 457	0.07	0.087***	0.044	0.26	0	1
credit	信用评级(F=1, AA=7)	91 457	1.13	1.161***	1.064	0.62	1	7
tlength	借款标题长度(字数)	91 457	7.26	7.392***	7.002	3.69	0	49
dlength	借款描述长度(字数)	91 457	51.21	52.870***	48.000	41.86	1	1205
business	借款目的是否为生产性用途	91 457	0.12	0.117	0.132***	0.33	0	1

注：表中“*”表示两类头衔的均值有显著的差异，采用的是 t 检验，表中一致标在比较大的均值上面。*表示10%显著，**表示5%显著，***表示1%显著。

四、实证结论

(一) 头衔与借款成功率

本文重点关注的是在同一性质的岗位中,使用华丽的头衔和使用朴实的头衔是否会导致不同的借款成功概率。表3中列出的是头衔对于借款成功率的影响,其中前三列是针对所有样本的分析,我们主要关注 *gorgeous* 变量的回归系数。从表3中第(1)–(3)列的信息可以发现,在第(1)列只控制借款基本信息和借款人的人口特征时,华丽头衔表现出显著的正向作用,采用这样的头衔可以让借款成功率增加3%。当控制更多的信用信息变量后,这一影响开始下降,表明信用信息可能对投资人行为起到比较大的影响。即便是控制了借款人所在的行业 and 地区后,这一系数变得更小,但是依然显著,达到1%。考虑到平均的借款成功概率只有7%,华丽头衔1%的影响在经济意义上也比较显著。所以从整体上看,使用华丽的头衔的确更容易借款成功。

表3中的第(4)–(6)列以管理类岗位作为研究对象。从中可以发现,管理类岗位人员使用华丽头衔的影响更大,即便控制了地区、行业等固定效应后,华丽头衔的作用也高达2.4%。表3中的第(7)–(9)列采用了销售类岗位作为研究对象,在没有控制信用因素时,采用华丽头衔可以对借款成功率提升1.5%,控制了信用因素后,这一影响只有0.6%。同时我们可以发现,当控制地域和行业因素后,这一影响依然存在并且增加到1%,说明销售类岗位的借款申请人若使用华丽头衔的确可以提升借款成功概率。表3中的第(10)–(12)列以技术类岗位为研究对象,在没有控制收入、资产和负债等因素时,华丽头衔的作用高达2.5%,但是随着控制变量的增加,特别是控制了地区和行业固定效应后,华丽头衔不再起作用。后文我们将发现,其中的原因是技术类岗位中大公司和小公司的人员使用华丽头衔的效果方向相反,导致了整体效应不显著。

回归中的控制变量也有较为重要的经济含义。借款金额越多则借款成功率越低,但这种影响对不同类别岗位的影响有所差异:对于管理类岗位,借款金额增加一倍则借款成功率下降3%;对于销售类岗位,如果借款金额增加一倍那么借款成功概率会下降约2.6%;对于技术类岗位,借款金额增加一倍则借款成功率下降约5.3%。² 借款利率的影响也是负的并且显著的,但系数较小,利率增加1%则整体上借款成功率会下降0.6%,其原因可能是信贷市场上的信息不对称导致的逆向选择和道德风险问题(Stiglitz and Weiss, 1981)。借款期限也会影响借款成功率(管理类岗位除外),平均而言期限增加

² 分析所引的数字为表中控制了所有变量,并且控制了年度、地区和行业固定效应的结果。

表 3 头衔与借款成功率

变量	ALL			TMT			SALE			TECH		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)
gorgeous	0.030*** (0.002)	0.012*** (0.002)	0.010*** (0.002)	0.057*** (0.004)	0.025*** (0.003)	0.024*** (0.004)	0.015*** (0.004)	0.006* (0.003)	0.010*** (0.004)	0.025*** (0.004)	0.010** (0.004)	0.002 (0.005)
sized	0.023*** (0.002)	0.029*** (0.002)	0.026*** (0.002)	0.016*** (0.004)	0.024*** (0.004)	0.023*** (0.004)	0.024*** (0.003)	0.019*** (0.003)	0.018*** (0.004)	0.037*** (0.005)	0.020*** (0.004)	0.016*** (0.005)
ln_amount	-0.028*** (0.001)	-0.033*** (0.001)	-0.034*** (0.001)	-0.025*** (0.001)	-0.030*** (0.001)	-0.030*** (0.001)	-0.024*** (0.002)	-0.025*** (0.002)	-0.026*** (0.004)	-0.051*** (0.002)	-0.046*** (0.002)	-0.053*** (0.003)
interest	-0.008*** (0.000)	-0.006*** (0.000)	-0.006*** (0.000)	-0.008*** (0.001)	-0.006*** (0.001)	-0.005*** (0.001)	-0.005*** (0.001)	-0.004*** (0.001)	-0.003*** (0.001)	-0.009*** (0.001)	-0.008*** (0.001)	-0.010*** (0.001)
months	0.000 (0.000)	0.001*** (0.000)	0.001*** (0.000)	-0.000*** (0.000)	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	0.001*** (0.000)	0.001*** (0.000)	0.001*** (0.000)	0.002*** (0.000)	0.001*** (0.000)	0.002*** (0.000)
sex	0.003 (0.003)	-0.003 (0.003)	-0.003 (0.003)	-0.001 (0.004)	-0.007** (0.003)	-0.007* (0.004)	-0.009** (0.004)	-0.008** (0.003)	-0.008** (0.004)	0.009 (0.011)	0.004 (0.010)	0.009 (0.015)
edu	0.018*** (0.001)	0.008*** (0.001)	0.008*** (0.001)	0.010*** (0.002)	0.003* (0.001)	0.004** (0.002)	0.018*** (0.002)	0.009*** (0.002)	0.008*** (0.002)	0.028*** (0.003)	0.011*** (0.002)	0.017*** (0.003)
age	0.002*** (0.000)	0.001*** (0.000)	0.001*** (0.000)	0.002*** (0.000)	0.001*** (0.000)	0.001*** (0.000)	0.001** (0.000)	0.001** (0.000)	0.000* (0.000)	0.001 (0.000)	-0.000 (0.000)	-0.000 (0.000)
married	0.014*** (0.002)	0.003 (0.002)	0.003 (0.002)	0.016*** (0.003)	0.003 (0.003)	0.001 (0.003)	0.008*** (0.003)	0.005* (0.003)	0.004 (0.003)	0.019*** (0.004)	0.009** (0.004)	0.013*** (0.005)
tenure	0.015*** (0.001)	0.008*** (0.001)	0.008*** (0.001)	0.015*** (0.001)	0.005*** (0.001)	0.007*** (0.001)	0.015*** (0.002)	0.009*** (0.001)	0.011*** (0.002)	0.015*** (0.002)	0.010*** (0.002)	0.008*** (0.002)
income	0.016*** (0.001)	0.017*** (0.001)	0.017*** (0.001)	0.019*** (0.001)	0.018*** (0.001)	0.018*** (0.001)	0.014*** (0.002)	0.014*** (0.002)	0.012*** (0.002)	0.013*** (0.002)	0.013*** (0.002)	0.017*** (0.003)

(续表)

变量	ALL			TMT			SALE			TECH		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)
house	0.002 (0.002)	0.003 (0.002)	0.003 (0.002)	0.004 (0.003)	0.004 (0.003)	0.002 (0.003)	0.002 (0.003)	-0.001 (0.003)	0.002 (0.003)	0.002 (0.003)	0.007 (0.005)	0.010* (0.006)
mortgage	0.012*** (0.002)	0.010*** (0.003)	0.010*** (0.003)	0.012*** (0.003)	0.010*** (0.003)	0.010*** (0.003)	0.010*** (0.003)	0.003 (0.004)	0.002 (0.005)	0.002 (0.005)	0.010* (0.005)	0.012* (0.007)
car	0.005** (0.002)	0.005** (0.002)	0.005** (0.002)	0.009*** (0.003)	0.010*** (0.003)	0.010*** (0.003)	0.010*** (0.003)	0.005 (0.003)	0.003 (0.004)	0.003 (0.004)	-0.005 (0.006)	-0.005 (0.007)
carLoan	0.007** (0.003)	0.005 (0.003)	0.005 (0.003)	0.006* (0.003)	0.007* (0.004)	0.007* (0.004)	0.007* (0.004)	0.005 (0.005)	-0.000 (0.006)	-0.000 (0.006)	0.013 (0.010)	-0.005 (0.013)
credit	0.064*** (0.001)	0.061*** (0.002)	0.061*** (0.002)	0.049*** (0.002)	0.049*** (0.002)	0.049*** (0.002)	0.049*** (0.002)	0.053*** (0.003)	0.051*** (0.007)	0.051*** (0.007)	0.097*** (0.003)	0.096*** (0.004)
tlength	0.001*** (0.000)	0.001** (0.000)	0.001** (0.000)	0.001** (0.000)	0.000 (0.001)	0.000 (0.001)						
dlength	0.000*** (0.000)	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	0.000*** (0.000)	0.000*** (0.000)						
business	0.018*** (0.002)	0.021*** (0.003)	0.021*** (0.003)	0.022*** (0.003)	0.022*** (0.003)	0.022*** (0.004)	0.022*** (0.004)	0.013*** (0.004)	0.015*** (0.005)	0.015*** (0.005)	0.022*** (0.006)	0.031*** (0.007)
样本量	65942	65918	49583	31073	31055	24376	16485	16483	12889	18314	18310	12147
Year FE	是	是	是	是	是	是	是	是	是	是	是	是
Industry FE	否	否	是	否	否	是	否	否	是	否	否	是
Province FE	否	否	是	否	否	是	否	否	是	否	否	是

注：回归所用方法为 Logit 模型，表中列出的是变量的边际影响，括号中为稳健的标准差。* 表示 10% 显著，** 表示 5% 显著，*** 表示 1% 显著。ALL 表示全部样本，TMT 表示管理类岗位样本，SALE 表示销售类岗位样本，TECH 表示技术类岗位样本。第 (1)、(4)、(7)、(10) 列中只控制了借款基本信息和借款人的人口特征，其余列中除了控制这些因素还增加了借款人的资产、信用和借款目的等相关的控制变量。由于互联网金融相关的监管政策变化较快，所有回归中都控制了年度固定效应，第 (3)、(6)、(9)、(12) 列还控制了行业和省份的固定效应。

一个月会导致成功率增加约0.1%，表明投资者偏好长期借款。教育水平对借款成功概率的影响是正的并且显著，教育水平每增加一个等级则借款成功概率会增加0.8%[第(3)列]。除了技术类岗位的借款申请外，借款人的年龄也会影响借款成功概率，整体上年龄增加1岁则借款成功概率会增加0.1%。工作的年限越长，则借款成功率越高，整体看每增加一个等级的工龄则借款成功概率增加0.8%。关于信用和还款能力相关的控制变量，我们可以发现收入和信用等级可以正向提升借款成功概率，并且如果借款的目的是用于创业投资，则借款成功概率会显著上升，这些影响和经济直觉比较相符。我们发现借款描述也可能影响借款成功率，借款描述标题和描述内容的长度越长，则借款成功概率越大。

我们发现借款人持有房产并不能提升借款成功率，但如果有银行的房贷记录则可以提升借款成功率。其中可能的原因在于，研究的样本都是“信用认证标”，即贷款都是信用贷款而非抵押贷款，如果资产较多但没有为本借款申请做抵押，那么该资产不会提升借款成功率。同时，由于网络借贷活动中投资人和借款人互相匿名，投资人就会设法利用其他机制识别借款人的信息(Lin *et al.*, 2013)。有房贷记录表明借款人的信用状况已经通过了银行的筛选流程，投资人可以利用这一信息识别出“好的借款人”。

(二) 头衔的作用：公司规模效应

公司的规模可能影响头衔偏好的程度。从前文所描述的社会阶层观点看，同样是经理层人员，如果来自大公司，那么占有的组织、经济资源较多，处于较高社会等级；如果来自小公司，那么占有的资源较少，只能处于社会中层。对于管理人员也是如此，同样是私营企业主，来自不同规模的公司占有的社会经济资源不同，因此也会处于不同的层级。即便是专业技术人员，由于大公司的声誉较好，进入门槛较高，考核要求严格等原因，人们对来自大公司的专业技术人员也会有相对较好的印象。因此，头衔所起的作用可能会因借款人所在公司规模而变化：对于同样头衔的借款申请人，投资者会考察他(她)到底来自何种规模的公司，并推断其未来还款情况，进而决定是否投资。接下来的分析中，我们将在回归方程中加入公司规模与头衔变量的交叉项，以分析公司规模的调节效应。

在人人贷信息披露页面中，没有显示借款人所在公司的具体人数，而是分为四档：10人以下；10—100人；100—500人；500人以上。在本文研究所涉及的样本中，这四档规模样本所占比例分别为：28.85%、43.24%、11.44%、16.47%。考虑到样本的平衡性，本文定义“超过100人”的公司为大公司，并引入公司规模变量 *sized*：如果公司规模超过100人则该变量为1，否则为0。按照这样的定义，全部样本中72%的借款人来自小公司，28%

的借款人来自大公司。³

表4中所列出的是增加了公司规模(变量 sized)与华丽头衔(变量 gorgeous)交叉项的结果。各列所用的控制变量和表3对应的列相同,故其回归系数没有列出。从表中的信息可以看出,以借款是否成功作为被解释变量,在加入交叉项后,gorgeous变量的系数始终是显著的,并且即使控制了地区固定效应和行业固定效应,这种提升效果依然存在。表明对于小规模公司,无论处于何种类别的岗位,只要采用较为“华丽”的头衔,都可以提升借款成功的概率:管理类可以提升2.6%,销售类可以提升1.3%,技术类可以提升2.1%。然而,公司规模的增加可能抵消这种效应,如表4中第(3)列所示:小公司的提升作用为2.1%,但是大公司的提升作用比小公司低2.2%。这表明大公司的员工采用华丽的头衔对提升借款成功率可能不起什么作用。

公司规模的影响在不同的岗位也有差别。三种类别的岗位中,只有销售类岗位的交叉项系数不显著[第(9)列],这表明对于销售类岗位大公司和小公司的员工使用华丽头衔的影响没有显著差异。小公司的销售类员工使用华丽头衔可以提升借款成功率约1.3%[第(9)列],大公司的员工也是如此。

需要说明的是,公司规模变量在以借款是否成功为被解释变量时没有内生性。原因同前文分析“头衔”变量的内生性时一样:借款人填写公司规模在前,投资人决策在后,没有反向因果关系;公司规模的定义比较明确,没有测量误差;所有投资者能看到的变量都已放入回归方程,没有遗漏变量问题。所以,尽管存在借款人择业时挑选不同规模的公司这样的“自选择”问题,甚至借款人可能有意夸大自己的公司规模,但是这些因素都会体现在借款人所填写的公司规模信息中,并通过它去影响借款成功率。由于我们只关注网页上实际填写的公司规模变量(对头衔变量如何借款成功率)的调节效应,所以不会有内生性问题。

(三) 头衔与违约率

此前的分析中,我们已经发现了投资人的确更偏好于较为“华丽”的头衔。接下来,我们将检验投资人的这种偏好是否理性。表5中列出的是以借款人是否违约作为被解释变量的结果,其每列都控制了借款的信息、借款人的人口特征和信用变量,以及年度、行业和地域固定效应。表中第(1)列显示,整体上看,头衔是否“华丽”与违约率之间没有相关性;在加入了头衔与公司规模的交叉项后,第(2)列显示小公司的华丽头衔使用者反而对应着较高的违约率,违约率会比朴实头衔的使用者高3.8%。分岗位看,管理类岗位

³ 我们也尝试了定义“小公司”为10人以下的公司,主要结论与此没有差别。

表 4 头衔的作用：公司规模效应

变量	ALL			TMT			SALE			TECH		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)
gorgeous	0.045*** (0.003)	0.023*** (0.003)	0.021*** (0.003)	0.061*** (0.004)	0.029*** (0.004)	0.026*** (0.004)	0.016*** (0.005)	0.009** (0.004)	0.013** (0.005)	0.039*** (0.008)	0.029*** (0.007)	0.021** (0.009)
sized× gorgeous	-0.031*** (0.004)	-0.024*** (0.004)	-0.022*** (0.004)	-0.034*** (0.010)	-0.033*** (0.008)	-0.022** (0.010)	-0.001 (0.007)	-0.006 (0.006)	-0.005 (0.007)	-0.020** (0.009)	-0.027*** (0.008)	-0.025** (0.010)
样本量	65 942	65 918	49 583	31 073	31 055	24 376	16 485	16 483	12 889	18 314	18 310	12 147
Loan specific controls	是	是	是	是	是	是	是	是	是	是	是	是
Demographic Controls	是	是	是	是	是	是	是	是	是	是	是	是
Credit related Controls	否	是	是	否	是	是	否	是	是	否	是	是
Year FE	是	是	是	是	是	是	是	是	是	是	是	是
Industry FE	否	否	是	否	否	是	否	否	是	否	否	是
Province FE	否	否	是	否	否	是	否	否	是	否	否	是

注：本表的研究是在表 3 的基础上增加了 sized 变量和 gorgeous 变量的交叉项，以研究公司规模对头衔变量影响的调节效应。回归所用方法为 Logit 模型，表中列出的是变量的边际影响，括号中为稳健的标准差。* 表示 10% 显著，** 表示 5% 显著，*** 表示 1% 显著。表中回归所用的控制变量和表 3 对应的列相同，限于篇幅没有列出。ALL 表示全部样本，TMT 表示管理类岗位样本，SALE 表示销售类岗位样本，TECH 表示技术类岗位样本。

和技术类岗位的申请者无论来自何种规模的公司,华丽头衔都没有带来较低的违约率;销售类岗位整体上看,华丽头衔使用者反而比朴实头衔的使用者违约率高出14.6%,如果仅看小公司,两种头衔的使用者违约率差距更达到16.6%。

综上所述,从数据上看我们没有发现投资者偏好华丽头衔的合理性。特别是对于来自小公司的借款申请人,他们若使用华丽头衔可能更加“不可靠”。如前文所述,关于头衔与违约率的研究只能揭示两者之间的相关性。⁴特别是对于销售类头衔,很难说是因为填写了较华丽的头衔导致了较高的违约率,更有可能是蓄意诈骗的人使用了较高的头衔去骗取投资(即回归分析中无法控制借款人的还款意愿)。从数据来看,可能是冒充小公司“销售经理”或“客户经理”去融资的人较多,从而导致了此类头衔较高的违约率。但就本文的目的(研究投资者对华丽头衔的偏好是否理性)而言,这样的相关性已经足以说明问题。前文实证研究发现的现象正是“头衔偏误”的表现——华丽头衔导致更高的借款成功率,但这没有对应较低的违约率。

表5 头衔与违约率

变量	违约(default)							
	ALL		TMT		SALE		TECH	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
gorgeous	0.014 (0.016)	0.038* (0.022)	0.005 (0.032)	0.012 (0.034)	0.146*** (0.053)	0.166* (0.098)	-0.014 (0.022)	0.020 (0.041)
sized× gorgeous		-0.045 (0.030)		-0.068 (0.090)		-0.031 (0.111)		-0.044 (0.046)
样本量	2 911	2 911	1 272	1 272	476	476	1 061	1 061
Loan specific controls	是	是	是	是	是	是	是	是
Demographic Controls	是	是	是	是	是	是	是	是
Credit related Controls	是	是	是	是	是	是	是	是
Year FE	是	是	是	是	是	是	是	是
Industry FE	是	是	是	是	是	是	是	是
Province FE	是	是	是	是	是	是	是	是

注:回归所用方法为Logit模型,被解释变量为借款人是否违约(default)。表中列出的是变量的边际影响,括号中为稳健的标准差,*表示10%显著,**表示5%显著,***表示1%显著。ALL表示全部样本,TMT表示管理类岗位样本,SALE表示销售类岗位样本,TECH表示技术类岗位样本。每列都控制了借款的信息、借款人的人口特征和信用变量,这些变量和表3相同,限于篇幅没有列出其回归系数。回归中都控制了年度、行业和地域固定效应。

⁴ 实际上,这也是包括本文在内的以P2P网络借贷数据为基础的相关研究的局限。因为数据所限,无法采用较为深入的计量方法分析两者之间的因果关系。

（四）头衔与利率、内部收益率

前文的研究已经发现，投资者偏好华丽头衔的行为并非理性。其中可能的原因在于投资者投资经验不足，没有足够的历史信息去修正自己的行为。相对而言，平台作为专业的信息中介机构，掌握的信息要远多于普通投资者，并且经过长期的重复博弈，对各类头衔使用者的贷款定价会趋于合理。为了验证这一逻辑是否正确，我们接下来以平台的行为作为研究对象，考察其设定利率时是否受到“华丽”头衔的影响，并验证事后的内部收益率是否和事前的行为一致。

表6的第(1)—(4)列以借款利率为被解释变量。在借款人提交借款申请后，利率由平台决定。由于高风险的客户无法通过审核，会被排除在样本外，所以本文采用断尾回归方法(truncated regression)进行计量分析，设定的利率上限为实际借款利率的最大值(年息24.4%)。从回归结果看，对于全部样本gorgeous变量的系数不显著，表明整体看头衔没有影响平台设定的利率，对于管理类岗位的样本也是这样。第(3)列的数据显示，使用华丽头衔的销售类岗位借款人利率反而会更高，比使用朴实头衔的借款人高0.139%；第(4)列的数据显示，使用华丽头衔的技术类岗位借款人利率会显著更低，比使用朴实头衔的借款人低0.092%，符合预期。两者产生强烈对比的原因在于，这两类岗位的内部收益率与头衔的关系也不同。

表6的第(5)—(8)列以内部收益率为被解释变量，采用归并回归(censored regression)，即Tobit模型。从中可以发现，相对于朴实的头衔，销售类岗位华丽头衔的使用者对应的内部收益率显著较低，差距为-0.069；技术岗位华丽头衔的使用者对应的内部收益率显著较高，高于朴实头衔的使用者0.033。注意到在这两类岗位中，头衔对内部收益率的影响与对利率的影响方向恰好相反。如果平台设定的利率较高，且事后借款人都能如约还款，那么对应的内部收益率也会较高。但是如果借款人得到融资后很快就违约，并且很难催收，那么对应的内部收益率就可能更低。表6中的事实反映了销售类岗位的华丽头衔使用者违约率较高且难以催收，而技术类岗位的华丽头衔的使用者违约率较低或容易催收，因此平台在事前就对前者设定了较高的利率，对后者设定了较低的利率。这说明人人贷平台已经能够利用事后的信息修正事前的行为，比普通投资者的决策更趋于理性。

表 6 平台的行为:利率和内部收益率

变量	TRUNCREG				TOBIT			
	ALL (1)	TMT (2)	SALE (3)	TECH (4)	ALL (5)	TMT (6)	SALE (7)	TECH (8)
gorgeous	0.002 (0.024)	-0.060 (0.037)	0.139*** (0.050)	-0.092** (0.045)	0.008 (0.011)	0.001 (0.022)	-0.069** (0.031)	0.033*** (0.013)
ln_amount	0.025** (0.012)	0.085*** (0.018)	-0.016 (0.024)	-0.025 (0.026)	0.006 (0.007)	0.008 (0.010)	-0.011 (0.017)	0.004 (0.012)
months	0.061*** (0.001)	0.061*** (0.002)	0.062*** (0.003)	0.059*** (0.003)	-0.002*** (0.001)	-0.003** (0.001)	-0.004*** (0.002)	-0.001 (0.001)
sex	0.056* (0.033)	-0.004 (0.045)	0.111** (0.056)	0.292** (0.114)	-0.004 (0.014)	-0.005 (0.021)	-0.011 (0.029)	-0.022 (0.032)
edu	-0.091*** (0.014)	-0.037* (0.021)	-0.161*** (0.029)	-0.100*** (0.029)	0.013** (0.006)	0.011 (0.009)	0.042*** (0.016)	-0.000 (0.008)
age	0.002 (0.002)	0.007*** (0.002)	-0.003 (0.004)	-0.003 (0.004)	0.000 (0.001)	-0.000 (0.001)	0.001 (0.002)	0.000 (0.001)
married	-0.020 (0.023)	-0.040 (0.034)	-0.006 (0.045)	0.031 (0.046)	-0.016* (0.010)	0.006 (0.016)	-0.035 (0.024)	-0.030** (0.013)
tenure	0.005 (0.012)	-0.023 (0.018)	0.002 (0.025)	0.059** (0.023)	0.007 (0.005)	0.021*** (0.008)	0.011 (0.012)	-0.004 (0.006)
sized	-0.025 (0.027)	-0.076 (0.061)	0.021 (0.047)	-0.075 (0.048)	0.017 (0.011)	0.008 (0.023)	0.011 (0.024)	0.027* (0.015)
income	0.086*** (0.011)	0.097*** (0.014)	0.108*** (0.029)	0.096*** (0.032)	-0.011*** (0.004)	-0.013** (0.006)	0.002 (0.013)	-0.017* (0.009)
house	-0.154*** (0.025)	-0.170*** (0.035)	-0.196*** (0.050)	-0.063 (0.053)	-0.018* (0.010)	-0.014 (0.017)	-0.100*** (0.026)	0.009 (0.015)

(续表)

变量	TRUNCREG				TOBIT			
	ALL (1)	TMT (2)	SALE (3)	TECH (4)	ALL (5)	TMT (6)	SALE (7)	TECH (8)
mortgage	-0.015 (0.032)	-0.014 (0.043)	-0.019 (0.069)	-0.076 (0.067)	0.030*** (0.011)	0.024 (0.016)	0.082*** (0.029)	0.010 (0.017)
car	-0.310*** (0.027)	-0.351*** (0.036)	-0.216*** (0.059)	-0.211*** (0.067)	0.031*** (0.010)	0.023 (0.016)	0.038 (0.027)	0.018 (0.017)
carLoan	0.031 (0.043)	0.057 (0.051)	0.046 (0.100)	-0.194 (0.131)	-0.014 (0.013)	-0.018 (0.017)	0.027 (0.046)	0.006 (0.035)
credit	-0.285*** (0.026)	-0.297*** (0.035)	-0.285*** (0.074)	-0.222*** (0.045)	0.030*** (0.004)	0.036*** (0.006)	0.034*** (0.011)	0.026*** (0.006)
tlength	0.029*** (0.003)	0.025*** (0.004)	0.020*** (0.006)	0.044*** (0.006)	-0.000 (0.001)	-0.000 (0.002)	0.000 (0.003)	0.000 (0.002)
dlength	0.002*** (0.000)	0.002*** (0.000)	0.003*** (0.001)	0.001** (0.001)	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	-0.000** (0.000)
business	0.070** (0.032)	0.083* (0.043)	0.077 (0.064)	0.004 (0.071)	-0.008 (0.012)	-0.012 (0.018)	-0.016 (0.031)	0.016 (0.019)
constant	13.794*** (0.236)	13.821*** (0.333)	13.548*** (0.462)	13.545*** (0.520)	-0.333*** (0.088)	-0.478*** (0.122)	-0.033*** (0.009)	-0.035 (0.197)
样本量	49557	24486	12895	12320	2354	1131	381	849
Year FE	是	是	是	是	是	是	是	是
Industry FE	是	是	是	是	是	是	是	是
Province FE	是	是	是	是	是	是	是	是

注：表中第(1)~(4)列的被解释变量为借款利率，第(5)~(8)列的被解释变量为借款的内部收益率。前者的回归方法为断尾回归(truncated regression)，因为高风险的客户都会被排除在外，利率的上限为24.4%；后者的回归方法为归并回归(censored regression)，因为即使借款人从未还款，内部收益率最低为-1。ALL表示全部样本，TMT表示管理类岗位样本，SALE表示销售类岗位样本，TECH表示技术类岗位样本。*表示10%显著，**表示5%显著，***表示1%显著。每列都控制了借款的信息、借款人的个人特征和信用变量，这些变量和表3相同，限于篇幅没有列出其回归系数。回归中都控制了年度、行业和地域固定效应。

五、稳健性讨论

(一) 测量误差

实证研究中的内生性重要来源之一是测量误差问题。就本文的研究而言,我们至少可以明确本文的被解释变量,即借款是否成功、是否违约、利率、IRR 这些被解释变量的测量是准确的,其他的控制变量也是网页上获取的准确信息,不会有太大的误差。唯一的误差可能来自“华丽”头衔和“朴实”头衔的分类标准,为了避免这样的问题带来结果的偏差,本文将采用不同的定义,以检验结果的稳健性。由于管理类岗位的分析中我们只涉及公司的“最高层”领导,所用头衔是否“华丽”较为明确,不存在测量误差方面的疑虑。所以接下来,我们将改变技术类岗位和销售类岗位中华丽头衔的范畴,以考察前文的结论是否稳健。

1. 缩小华丽头衔的范畴

首先,我们尝试采用较为谨慎的定义去描述华丽头衔:对于销售类岗位,只有岗位描述中明确为“客户经理”(“销售经理”),或者“某某客户经理”(“销售经理”)才定义为华丽头衔;对于技术类岗位,只有描述为“工程师”或“某某工程师”才定义为华丽头衔。这样就从华丽头衔的定义中排除了诸如“助理”“秘书”等后缀导致分类有误的可能(此类头衔在技术类华丽头衔中约占7.2%,销售类华丽头衔中约占0.18%)。采用这样的定义后,得到的回归结果如表7所示。

从表7中信息可以看出,回归系数与表3、表4相比没有太大差异,显著性也没有改变。以表7第(1)列为例,最初的定义下,gorgeous变量的系数为0.01[表3第(9)列],缩小华丽头衔的范畴后,gorgeous变量的系数变为0.011[表7第(1)列]。系数的大小只有微小的改变,并且系数的显著性也没有改变。这说明,前文关于头衔如何影响成功率和违约率的结论不会因为缩小华丽头衔的定义而改变。

表8中第(1)–(4)列给出的是缩小华丽头衔的定义范畴后,关于头衔和事前设定利率以及事后内部收益率的回归结果。对比表6我们可以发现,对应列的系数符号和显著性都没有改变,只有系数的大小略有改变。比如第(1)列显示,对于销售类岗位的申请者,使用华丽头衔后平台设定的利率会比使用朴实头衔者高0.128%,原因在于平台发现前者的事后内部收益率会比后者低0.065,如第(3)列所示。关于技术类岗位样本的分析也是类似,系数的符号和显著性没有改变,只有系数的大小略有改变。综上所述,文章的主要结论在缩小华丽头衔的定义后依然成立。

表 7 缩小华丽头衔的定义：成功率与违约率

变量	成功 (success)			违约 (default)				
	SALE	TECH	TECH	SALE	TECH	TECH	TECH	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
gorgeous	0.011*** (0.004)	0.012** (0.005)	0.003 (0.005)	0.021** (0.009)	0.183*** (0.056)	0.215** (0.095)	-0.017 (0.022)	0.010 (0.041)
sized×gorgeous		-0.001 (0.007)		-0.024** (0.010)		-0.056 (0.106)		-0.035 (0.046)
样本量	11 646	11 646	12 038	12 038	427	427	1 048	1 048
Loan specific controls	是	是	是	是	是	是	是	是
Demographic Controls	是	是	是	是	是	是	是	是
Credit related Controls	是	是	是	是	是	是	是	是
Year FE	是	是	是	是	是	是	是	是
Industry FE	是	是	是	是	是	是	是	是
Province FE	是	是	是	是	是	是	是	是

注：回归所用方法为 Logit 模型，表中列出的是变量的边际影响，括号中为稳健的标准差。第(1)–(4)列以借款是否成功为被解释变量，第(5)–(8)列以借款是否违约为被解释变量。SALE 表示销售类岗位样本，TECH 表示技术类岗位样本。* 表示 10% 显著，** 表示 5% 显著，*** 表示 1% 显著。每列都控制了借款的信息、借款人的入口特征和信用变量，这些变量和表 3 相同，限于篇幅没有列出其回归系数。

表 8 改变华丽头衔的定义：利率与内部收益率

变量	缩小华丽头衔的定义				扩大华丽头衔的定义			
	TRUNCREG		TOBIT		TRUNCREG		TOBIT	
	SALE (1)	TECH (2)	SALE (3)	TECH (4)	SALE (5)	TECH (6)	SALE (7)	TECH (8)
gorgeous	0.128** (0.051)	-0.096** (0.045)	-0.065** (0.031)	0.034*** (0.013)	0.141*** (0.050)	-0.108** (0.045)	-0.069** (0.031)	0.028** (0.013)
样本量	11 651	12 209	339	837	12 895	12 320	381	849
Loan specific controls	是	是	是	是	是	是	是	是
Demographic Controls	是	是	是	是	是	是	是	是
Credit related Controls	是	是	是	是	是	是	是	是
Year FE	是	是	是	是	是	是	是	是
Industry FE	是	是	是	是	是	是	是	是
Province FE	是	是	是	是	是	是	是	是

注：括号中为稳健的标准差，*表示10%显著，**表示5%显著，***表示1%显著。第(1)–(4)列是缩小华丽头衔的定义后的回归结果，第(5)–(8)列是扩大华丽头衔的定义后的回归结果。SALE表示销售类岗位样本，TECH表示技术类岗位样本。第(1)、(2)、(5)、(6)列以事前平台设定的利率为被解释变量，采用断尾回归(truncated regression)方法；第(3)、(4)、(7)、(8)列以事后的内部收益率为被解释变量，采用归并回归(censored regression)方法。每列都控制了借款的利息、借款人的年龄特征和信用变量，这些变量和表3相同，限于篇幅没有列出其回归系数。

2. 扩大华丽头衔的范畴

接下来，我们扩大“华丽”头衔的定义。由于中国地区文化差异较大，各地区关于华丽头衔的理解也会不同。比如，有些地区的投资者也会认为“技术科长”“技术负责人”“销售处长”等头衔比较“华丽”，因为这样的头衔也会提升使用者所处的社会等级。因此，在销售类和技术类岗位中，我们扩大华丽头衔的定义，如果这两类岗位描述中包含“长”“负责”字样，则也归类为华丽头衔。改变定义后，销售类岗位中有44个借款申请人的头衔类别由“朴实”变为“华丽”；技术类岗位中有373个借款申请人的头衔类别由“朴实”变为“华丽”。回归结果在表9中列出，对比表3、表4的系数，我们可以发现，扩大华丽头衔的定义并没有改变原有系数的符号和显著性，仅有个别回归系数有微小的改变。因此，前文中关于成功率和违约率的结论不会随着扩大华丽头衔的定义而改变。扩大定义后，华丽头衔与平台设定的利率、事后的内部收益率之间的关系也没有改变，如表8中第(5)—(8)列所示。因此，前文的相关结论不会因为扩大华丽头衔的范畴而改变。

(二) 借贷经验的影响

在样本中，有37.37%的借贷申请为借款人的第一次申请，62.63%的借款申请对应的借款人已经有了多次借款申请经验。考虑到申请经验可能会对借款成功率有一定的影响，我们也尝试了在回归中纳入借款申请经验这一虚拟变量：如果该变量为1，表示该借款申请的发起人是第一次申请借款，如果该变量为0则表示他(她)此前已经在“人人贷”平台有了申请借款经验。控制了借款经验后，我们发现gorgeous变量的系数大小只有微小改变，系数的显著性基本没有发生改变。其中的原因可能在于，大部分借款申请的借款人是经验丰富的⁵，因此是否控制该变量对我们的分析结果没有太大影响。

(三) 头衔偏好的其他可能特征

网络借贷的流程和传统银行信贷有很大不同，以人人贷为例，每个投资者最低仅需50元即可投资。因此，每个借款标的通常都会有数十甚至更多的投资人参与投资。同时，由于投资人的投资决策时间较为分散，不同的借款申请满标时长也不相同。以本文所用的数据为例，所有借款成功的标的中，平均每个借款标的会有约19个投资人，最多达419个投资人；平均满标时间为5459分钟，最多达到63514分钟。投资者对“华丽”头衔的偏好可能不仅

⁵ 我们的实证分析发现第一次借款的人获得的利率更低、更容易成功，所以某借款人申请时获批的利率若达不到心理预期，或者借款不成功，会有强烈的动机重新注册一个账号，而不是用原来的账号反复申请借款。这就会让我们高估初次借款的比例。因此，样本中来自有借款经验的借款人的借款申请比例应该高于62.63%的。限于篇幅，控制借贷经验的相关回归表格没有在正文中列出，如果需要查阅可向作者索取。

表 9 扩大华丽丽头街的定义：成功率与违约率

变量	成功(success)				违约(default)			
	SALE	TECH	SALE	TECH	SALE	TECH	SALE	TECH
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
gorgeous	0.010** (0.004)	0.013** (0.005)	0.003 (0.005)	0.016* (0.009)	0.146*** (0.053)	0.166* (0.098)	-0.008 (0.022)	0.014 (0.041)
sized×gorgeous		-0.005 (0.007)		-0.018* (0.010)		-0.031 (0.111)		-0.029 (0.046)
样本量	12 889	12 889	12 147	12 147	476	476	1 061	1 061
Loan specific controls	是	是	是	是	是	是	是	是
Demographic Controls	是	是	是	是	是	是	是	是
Credit related Controls	是	是	是	是	是	是	是	是
Year FE	是	是	是	是	是	是	是	是
Industry FE	是	是	是	是	是	是	是	是
Province FE	是	是	是	是	是	是	是	是

注：回归所用方法为 Logit 模型，表中列出的是变量的边际影响，括号中为稳健的标准差。第(1)–(4)列以借款是否成功为被解释变量，第(5)–(8)列以借款是否违约为被解释变量。SALE 表示销售类岗位样本，TECH 表示技术类岗位样本。* 表示 10% 显著，** 表示 5% 显著，*** 表示 1% 显著。每列都控制了借款的信息、借款人的入口特征和信用变量，这些变量和表 3 相同，限于篇幅没有列出其回归系数。

表现在华丽头衔的成功率更高，还有可能表现在这样的头衔满标速度更快，以及满标所需要的投资人更少。我们也针对成功获得借款的标的分析了头衔对满标速度、标准化满标速度(满标速度除以借款金额)、标准化投资者人数(每千元借款需要的投资者人数)等变量的影响。然而，我们没有发现华丽头衔对这些变量有显著影响。

六、总 结

人们偏好使用华丽头衔是一种普遍存在的社会现象，虽然这种社会现象受到了较为广泛的关注，但关于这一做法的实际效果缺乏相应的研究。不仅在经济学领域相关研究较少，在社会学、心理学等领域，相关的文献也不多，缺乏可供研究的数据可能是原因之一。借助于网络借贷数据，本文第一次定量研究了华丽头衔的价值，发现如果借款申请人在自己的岗位描述中加上一个“华丽”的头衔的确有助于获得贷款，并且这种效应对于大公司和小公司有一定差异——小规模公司使用“华丽”头衔的效果更为显著。这也部分解释了为什么在现实社会中，小公司中的“头衔通胀”现象更为普遍。我们的研究没有发现对华丽头衔的偏好可以为投资者带来更高的收益，相反的是，小规模公司的借款人如果使用华丽头衔，违约率反而更高。我们还发现销售类岗位的借款人中，不论是来自大公司还是小公司，华丽头衔使用者违约概率都比朴实头衔使用者更高。这些事实说明借款人利用头衔进行积极的“印象管理”可以获得较好的效果，同时也表明人们在决策时确实存在“头衔偏误”。

产生头衔偏误的原因可能在于社会分层，以及社会对每个层级的人群形成的“刻板印象”。社会学的研究表明，自人类社会诞生以来，社会分层现象一直存在(吉登斯和萨顿，2015)。当今中国社会出现分层现象也不可避免，根据陆学艺(2002)的分类方法，高级、中级、初级专业技术人员分属不同的层级；企业经理人员与普通专业技术人员、员工分属不同的层级；大私营企业主与中、小企业主，个体工商户的层级也不同。不同的层级对应着不同的声誉，并且社会对不同层级群体的收入、信用等特征已经形成了“刻板印象”。在包括网络借贷在内的经济、社交活动中，较低层级的人群有动机使用较高层级人群的头衔(即华丽头衔)，以利用人们的刻板印象，获得相应的对待方式。尽管网络借贷活动中的投资者应该意识到部分借款人使用华丽头衔只是一种“印象管理”的手段，目的在于利用投资者已有的刻板印象获得经济利益。但因为投资经验不足等原因，依然产生了一定的决策偏差。

与普通的投资者不同，网络借贷平台因为其专业性，依靠和借款人长期博弈的经验，可以对不同头衔的借款人进行相对合理的贷款定价，让事前设定的利率和事后的内部收益率一致。我们根据每笔借款的还款记录(包括提前

还款、正常还款、逾期还款和坏账还款)详细地复原了每笔借款的还款现金流,并据此计算了对应的内部收益率。研究发现,网络借贷平台对销售类岗位的华丽头衔使用者设定的利率显著高于朴实头衔的使用者,原因在于前者的内部收益率较低;对技术类岗位的华丽头衔使用者设定的利率显著低于朴实头衔的使用者,原因在于前者的内部收益率较高。这表明“头衔偏误”现象在普通投资者的行为中会出现,但专业金融中介机构的决策没有出现这样的偏误。

本文的研究也有一定的局限性。第一,我们所得出的结论是基于网络借贷市场,参与这一市场的人群(包括投资人和借款人)可能和社会上其他人群有显著的不同,因此把本文的结论在推广到更广泛范围时应谨慎。第二,在文章的实证分析中为了保证足够的样本量,我们只研究了管理类岗位、技术类岗位和销售类岗位,虽然这三类岗位已经比较具有代表性,但毕竟仍有很多岗位没有涉及,针对这些岗位的研究或许可以成为未来研究的方向。

参考文献

- [1] Alter, A. L., and D. M. Oppenheimer, “Predicting Short-Term Stock Fluctuations by Using Processing Fluency”, *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2006, 24(103), 9369—9372.
- [2] Angrist, J. D., and J. Pischke, *Mostly Harmless Econometrics*. Princeton, New Jersey: Princeton University Press, 2009.
- [3] Barberis, N., and R. Thaler, “A Survey of Behavioral Finance”, in Constantinides, G., M. Harris and R. Stulz (eds.), *Handbook of the Economics of Finance*. Amsterdam: Elsevier, 2003.
- [4] 车耳,“让人犯晕的头衔”,《世界知识》,2013年第13期,第64—65页。
- [5] Duarte, J., S. Siegel, and L. Young, “Do Individual Investors form Rational Expectations Evidence from Peer-to-Peer Lending”, *Rice University Working Paper*, 2014.
- [6] Duarte, J., S. Siegel, and L. Young, “Trust and Credit: The Role of Appearance in Peer-to-Peer Lending”, *The Review of Financial Studies*, 2012, 25(8), 2455—2484.
- [7] Einav, L., and L. Yariv, “What’s in a Surname? The Effects of Surname Initials on Academic Success”, *Journal of Economic Perspectives*, 2006, 20(1), 175—188.
- [8] Gao, Q., and M. Lin, “Linguistic Features and Peer-to-Peer Loan Quality: A Machine Learning Approach”, *University of Arizona Working Paper*, 2014.
- [9] Gonzalez, L., and Y. K. Loureiro, “When Can a Photo Increase Credit? The Impact of Lender and Borrower Profiles on Online Peer-to-Peer Loans”, *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, 2014, 2, 44—58.
- [10] 郭峰,“网络昵称与 P2P 借贷的成功率和违约率”,《经济科学》,2016年第6期,第102—116页。
- [11] 吉登斯·安东尼·菲利普·萨顿,《社会学》。北京:北京大学出版社,2015年。

- [12] 贾璐熙、朱叶、陈达飞,“公司名称、投资者认知与公司价值——基于公司名称评价指标体系的行为金融学研究”,《金融研究》,2016年第5期,第173—190页。
- [13] Lee, E., and B. Lee, “Herding Behavior in Online P2P Lending: An Empirical Investigation”, *Electronic Commerce Research and Applications*, 2012, 11(5), 495—503.
- [14] 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》,2015b年第3期,第146—159页。
- [15] 廖理、吉霖、张伟强,“语言可信吗?借贷市场上语言的作用——来自P2P平台的证据”,《清华大学学报》(自然科学版),2015c年第4期,第413—421页。
- [16] 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,第54—70页。
- [17] 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,第125—137页。
- [18] 廖理、李梦然、王正位、贺裴菲,“观察中学习:P2P网络投资中信息传递与羊群行为”,《清华大学学报》(哲学社会科学版),2015a年第1期,第156—165页。
- [19] Lin, M., N. Prabhala, and S. Viswanathan, “Judging Borrowers by the Company They Keep: Friendship Networks and Information Asymmetry in Online Peer-to-Peer Lending”, *Management Science*, 2013, 59(1), 17—35.
- [20] Lin, M., and S. Viswanathan, “Home Bias in Online Investments: An Empirical Study of an Online Crowdfunding Market”, *Management Science*, 2015, 62(5), 1393—1414.
- [21] 陆学艺,《当代中国社会阶层研究报告》。北京:社会科学文献出版社,2002年。
- [22] Ravina, E., “Love & Loans: The Effect of Beauty and Personal Characteristics in Credit Markets”, Columbia University Working Paper, 2012.
- [23] Shleifer, A., *Inefficient Markets: An Introduction to Behavioral Finance*. London: Oxford University Press, 2000.
- [24] 宋强、林新奇,“浅议‘头衔通胀’”,《企业管理》,2013年第4期,第34—35页。
- [25] Stiglitz, J. E., and A. Weiss, “Credit Rationing in Markets with Imperfect Information”, *The American Economic Review*, 1981, 71(3), 393—410.
- [26] 孙武军、樊小莹,“从业经历和教育背景是否能提高借贷成功率?——来自P2P平台的经验证据”,《中央财经大学学报》,2016年第3期,第33—41页。
- [27] 王聪聪,“涨头衔不涨工资——74.2%的人感觉进入‘头衔通胀’时代”,《中国青年报》,2011年1月4日,第7页。
- [28] 王会娟、何琳,“借款描述对P2P网络借贷行为影响的实证研究”,《金融经济学研究》,2015年第1期,第77—85页。
- [29] 王沛、贺雯,《社会认知心理学》。北京:北京师范大学出版社,2015年。
- [30] 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,第147—161页。

The Value of Title—Evidence from P2P Lending

HAIYANG ZHANG *

(University of International Business and Economics, Peking University)

HANG CAI

(HUA Insurance)

Abstract Based on the data from P2P lending, we firstly researched the Title Bias in the credit market. People prefer gorgeous titles to artless ones in business or social activities, but the economic effects of such social behavior have not been deeply researched. We find that borrowers' possibility of success can be increased by using gorgeous titles, and this effect is larger if borrowers are from small sized firms. Lenders' preference to gorgeous titles is not rewarded by lower default rate, and the default rate is even larger for gorgeous title users from small sized firms. Comparing to individual investors, P2P platforms has the ability to screen borrowers by setting lower (higher) interest rate to higher (lower) IRR groups, which are classified by title types.

Key Words title bias, impression management, debt-based crowdfunding

JEL Classification G20, G14, D14

* Corresponding author: Haiyang Zhang, School of Banking and Finance, University of International Business and Economics, #10 East Huixin Street, Chaoyang District, Beijing, 100029, China; Tel:86-10-64493330; E-mail:hyang_zhang@163.com