

金融论坛内容发布者受关注度影响因素探究： 基于印象管理视角*

李小琳，倪颖，陆本江
(南京大学 管理学院，南京 210093)

摘要 随着互联网金融的不断发展，金融论坛成为投资者获取、交换信息的重要途径之一。对于在线社区，用户社区影响力的提升是实现用户社区地位差异化、促进社区持续发展的重要因素。但在专业性导向的金融论坛中，什么样的用户更容易受到其他用户的关注，目前尚不明确。本文从用户印象管理视角出发，通过分析用户披露个人信息行为及发布专业内容特征，建立金融论坛用户受关注度影响模型并验证假设。结果表明，用户自定义简介及头像、发帖平均长度、情感极性变动频率都对其受关注度有显著影响。

关键词 金融论坛，受关注度，印象管理，个人信息，专业内容

中图分类号 C931.6

1 引言

近几年，互联网金融在国内外广受热议^[1]。同时，信息不对称等问题导致的互联网金融风险日益凸显。在此背景下，在线金融论坛作为一种在线社区，借助社会化媒体技术将信息发布者和搜寻者关联起来，促进金融信息在社区中的传播和共享，逐渐成为投资者之间交流投资信息与经验的重要场所^[2]。虽然各种形式的金融论坛不断涌现，但能够长久、稳定存活的却很少，大部分论坛都由于缺少用户的持续参与而消亡。因此，保障社区整体活跃性及持续发展成为论坛管理者的核心问题。

对于在线社区，以往研究发现参与者持续参与社区的核心动机之一在于其社区地位的差异化^[3]。此外，在社区中被高度关注、具有较高影响力的用户在内容贡献和信息传播方面也发挥着重要作用^[4-5]。因此，探索社区用户受关注度的影响因素对于社区及用户都有重要的现实意义。从社区角度来看，有效识别用户受关注度影响因素可以辅助社区有针对性地孵化具有高社区影响力的用户，进而促进用户持续参与，保障社区整体活跃性；从用户角度来看，了解用户受关注度的影响因素也能够帮助那些试图在社区中获得更多关注的用户脱颖而出。

在线社区中被高度关注、具有较高影响力的人被称为影响者 (influencer)。已有研究从网络结构^[6]、文本特征等视角^[7]对社区参与者影响力的形成进行了相关探索。对于互联网金融，从风险规避考虑，用户参与金融论坛的主要目的在于获取信息，以期降低信息不对称。相较于其他类型的在线社区，金融论坛中的用户对信息的客观性、专业性及准确性要求更高，会更倾向于选择关注那些值得信任的发布者，从而降低信息获取成本并得到有效信息。因此，信任成为金融论坛中用户选择关注的一个核心要素。已

* 基金项目：国家自然科学基金项目 (61773199, 71902086)。

通信作者：陆本江 (1989—)，男，南京大学管理学院助理研究员，通信地址：江苏省南京市鼓楼区金银街 16 号南京大学商学院 (安中楼)，邮编：210093，E-mail: lubj@nju.edu.cn。

有文献表明,在社交媒体中个体会通过建立个人形象,即印象管理(impression management)来维持自身的可信度、说服力及与追随者之间的紧密联系^[8, 9]。但是,目前仍鲜有研究从印象管理的视角出发,探讨金融论坛中用户受关注度的影响因素。

在金融论坛中,用户的印象管理主要表现在两个方面:个人信息披露及专业信息分享。具体而言,个人信息披露主要表现在参与者是否愿意完善个人基础信息,如上传头像、修改昵称、完善简介等。在线社区中,相比于采纳默认基础信息,用户个人信息的披露行为体现了用户更高的社区卷入度。专业信息分享是金融论坛用户构建个人社区形象的另一个重要途径。用户通过在论坛中发帖,分享专业的金融市场信息、知识及投资经验等,从而打造个体的社区形象。由于在线社区中存在信息超载^[10],普通用户可能会选择性关注其认为可信的用户以降低信息获取的成本。基于此,本文将从社区用户印象管理出发,借鉴自我披露(self-disclosure)及信任关系等理论,对用户在社区中的自我信息披露行为及发布的专业内容特征进行分析,建立用户受关注度影响模型,揭示在线金融论坛中内容发布者受关注的影响因素,为论坛管理及用户参与提供科学的启示。

2 理论背景与文献回顾

2.1 在线金融论坛

互联网金融是一种新型金融业务模式。除了传统的金融机构外,非金融机构作为主体参与金融业务成为互联网金融的显著特点,因此,业务过程伴随着一定的不确定性。例如,P2P(peer-to-peer)网络借贷作为一种典型的互联网金融模式^[11],由于借款人与投资者之间的信息不对称^[12],因而存在不确定性。在此背景下,在线金融论坛成为桥接投资者与借贷者、汇集金融信息、辅助用户决策的重要渠道。同时,基于大众智慧(crowd wisdom)的决策体现了在大数据情境下的新兴决策范式^[13]。

从信息与决策角度来看,大数据正在重新定义社会管理决策、企业管理决策、个人决策的过程与方式,人们通过大数据的交换、整合与分析来发现新知识、创造新价值^[14]。在金融领域,互联网金融“实质是利用互联网技术、大数据思维进行的金融业务再造”^[15]。社会网络是信息、观点和行为传播的主要渠道。人们不再只依赖于专业人士的建议,更多选择接受同一群体用户的观点,如在金融领域,基于同行的建议对个体决策的影响正在增加^[16]。Lin 等研究了 P2P 网贷平台 Prosper.com 上借款人的社交网络地位对其交易结果的影响,发现社交网络中的关系可以有效减轻借贷双方之间的信息不对称问题^[17]。

虽然国内在线金融论坛数量不断增加,但真正能够存活的仍为少数,绝大多数都由于缺乏用户持续参与而逐渐消亡。对于在线社区,用户社区影响力的提升是实现用户社区地位差异化、促进社区持续发展的重要因素^[3]。已有研究主要围绕在线社区中用户的影响力成因或影响因素展开,如表 1 所示。

表 1 用户社区影响力/受关注度影响因素研究总结

文献	研究情境	自变量	因变量	理论	研究发现
Kim 和 Kim ^[18]	社交媒体	名人在社交媒体中活动的结构(个性和语言相似性)和情境(互动频率和自我披露)特征	粉丝与名人直接的社交关系	社会互动理论	语言相似度、兴趣相似度和自我披露对社交网络中人际关系(sociogram)的建立有显著积极的影响
王晰巍等 ^[19]	区块链社交网络	中心性、受认可度	意见领袖影响力	区块链理论	在区块链环境下,中心性和受认可度能够更好地识别社交网络中的意见领袖;意见领袖的中间中介度大、有更强的创作和参与意愿;意见领袖影响力需考虑参与用户质量
安璐等 ^[20]	社交媒体	用户基本信息、博文基本信息	用户影响力	沉默螺旋理论	用户等级越高、关注的用户数量越多、发表微博数量越多,越可能吸引更多用户关注

续表

文献	研究情境	自变量	因变量	理论	研究发现
Wang 等 ^[21]	社交媒体	用户类型、内容特征、用户关注者的时序特征	用户发布内容的受欢迎度（转发数）	弱关系、社会资本理论	与他人联系更多的中心用户更可能是信息传播者；当非中心用户发布内容的主题与其关注者的生活高度相关或是包含较高的情感效价时，该用户的影响力会提高
Xiong 等 ^[22]	在线社区	自我认同、互惠性、知识贡献	社会互动关系	社会资本理论	意见领袖通过自我认同、知识贡献和互惠等不同途径积累社会互动关系
Kim 和 Kim ^[23]	在线粉丝社区	在线粉丝社区属性（即社交互动，信息质量和内容）	粉丝社区认同度、名人忠诚度、社区成员合作等	社会认同理论、社会互动理论	在线粉丝社区属性对因变量具有直接的积极影响，从而增强了忠诚度并鼓励了粉丝社区成员之间的合作
蒋逸尘等 ^[24]	社会化问答社区	用户的参与度和权威性	社交关系（用户的关注者数）	关系构建理论、知识贡献模型	在知乎社区中，参与度和权威性有助于用户增加自己在社区中的关注者数
Johnson 等 ^[7]	在线社区	官方权威身份、社交网络中心性、语言使用模式	在线领导力（是否被任一社区用户提名为影响力最大的用户）	组织领导力理论	任何在线社区中最具影响力的参与者会发布大量积极简洁、其他参与者熟悉的简单语言的帖子
Sutanto 等 ^[6]	虚拟协作团队	社交网络中心度	在线领导力（被其他团队成员视为最具影响力的团队成员的次数）	社交网络理论	构成社交网络结构的互动模式是特定团队成员被他人视为领导者的重要预测指标
本研究	金融论坛	参与者个人信息披露（完善昵称、简介、上传头像）、专业信息分享（发帖长度、情感极性变动频率）	受关注度（粉丝数）	印象管理、信任	参与者自定义简介及头像、发帖平均长度、情感极性变动频率都对其受关注度有显著影响

通过梳理，本文发现以往研究主要关注情境为社交媒体、一般性社区（如兴趣类、问答类等）及虚拟协作团队等，鲜有研究关注在线金融论坛。与传统社交网络和社区不同，为了规避信息不对称而导致的互联网金融市场中的风险，金融论坛中信息搜寻者对信息的客观性、专业性及准确性要求更高，会更倾向于选择关注那些值得信任的发布者，以降低信息获取成本并得到有效信息。因此，考虑到研究情境的差异，本文将信任理论作为解释机制，从印象管理的视角出发，探究在线金融论坛中参与者受关注度的影响因素。

2.2 人际信任

人际信任（interpersonal trust）是个体在人际互动过程中建立起来的对交际对象的言论、习惯和可靠性的期望，在社会和组织生活中普遍存在^[25]。Lewicki 等将信任与不信任视为两个独立的维度，并假设低水平的信任或者不信任通常是由于缺乏关于他人的信息，人们对他人未来的行为存在不确定性^[26]。

随着信息系统、虚拟团队、电子商务和用户交互技术的快速发展以及互联网中高不确定性和高风险的存在，线上情境下的信任问题逐渐成为热点话题^[27]。围绕信任的研究主要有三个主题。第一类对信任的研究将信任视为影响其他变量的因素。例如，林家宝等的研究表明，投资者对网上证券服务的信任可以显著影响其对同一公司的移动环境下的证券服务业务的初始信任、感知易用性和感知有用性^[28]。第二类研究中学者试图研究可能影响在线情境下信任形成的因素。例如，Ou 等对在线交易市场中买卖双方的人际关系进行研究，发现买方和卖方可以通过计算机中介通信技术进行互动交流从而迅速建立人际关系和信任，并且这种快速建立的关系和信任能促进买方与卖方的重复交易^[29]。除此之外，影响在线环境中信任形成的因素可能还有其他环境下的信任转移^[29]、视觉设计^[30]等。第三类关于信任的研

究将信任作为潜在的影响机制,用以解释研究人员感兴趣的现象。例如, Komiak 和 Benbasat 以信任为机制来研究电子商务在线推荐中用户感知到的产品的个性化程度和熟悉程度对用户采纳产品推荐的影响^[31]。

在互联网金融背景下,信任成为影响用户关注行为的内核机制。在线金融论坛为参与者提供了修改个人信息、上传个人头像及撰写帖子等功能来进行印象管理和自我披露,从而降低用户之间的信息不对称程度,为论坛参与者获取其他用户的信任提供了机会。同时,信任也会影响个人信息共享的意图^[32],从而促进更深入的信息共享和信任。因此,本文选择信任作为研究印象管理与用户受关注之间的内在解释机制。

2.3 印象管理与自我披露

印象管理由 Goffman 于 1959 年提出^[33]。印象管理是指人们试图通过自我表现,调节和控制其在社交与互动中表露的信息,进而影响他人对其形象的感知,特定类型的印象管理会帮助或阻碍个体在他人眼里创造、维护其形象的意图^[9, 34]。许多自我表现的模式是无意识的、习惯性的^[35-37],所以人们往往很少注意到他们正在进行印象管理的相关行为^[9]。

对个体而言,自我披露是印象构建的核心途径之一。自我披露可被描述为“向他人揭示个人信息的行为”^[38]。通过自我披露,个体向其他人展示自己的信息。这种信息往往是私人的、非正式的,包括思想、感受、愿望、目标及喜好等^[39]。自我披露是人际关系中的一个重要因素,是亲密关系发展的关键部分,有助于建立和加强人际关系^[40, 41]。但是,自我披露有可能会引起嘲笑或拒绝,从而使披露者处于社交尴尬或脆弱的境地^[42]。因此,人们更有可能向陌生人披露个人信息^[43]。

随着计算机技术的发展,印象管理从面对面交流逐渐扩展到计算机中介通信,已被广泛应用于在线交流^[44]、社交网络^[45]等领域。与面对面交流相比,在线网络交流中的匿名性可以降低用户自我披露带来的风险^[46],并帮助用户表达“真实自我”^[47]。在社交网络中,用户通过各种印象管理的行为来构建个人形象,从而建立并维持与其他用户的亲密关系及信任^[5]。在线印象管理的形式多样,包括文本^[7, 48]、图像^[49-51]等都可以被用来作为印象管理的有效方式。

在本文的研究情境下,在线金融论坛的参与者披露信息有利于降低信息不对称水平、提升参与者的可信任程度。因此,信息发布者可以在金融论坛中通过印象管理,建立自身值得信任的形象、获得用户关注,从而促进在线金融论坛的活跃度,有助于信息的分享与传播。

3 研究模型与假设

基于上文回顾的相关文献,本节将提出具体的研究模型,该模型以在线金融论坛参与者为研究对象,从印象管理与人际信任的视角分析在线金融论坛中参与者受关注度的影响因素。在线金融论坛中参与者的印象管理主要通过以下两个途径实现。

(1) 个人信息披露,包括文本信息披露与头像信息披露。文本信息披露是指用户存在设置、修改默认昵称与简介的行为,通过设置自定义的昵称和简介,用户可以披露自己的身份、职业、投资经验、投资偏好等信息。头像信息披露是指用户存在自行上传头像、替换默认头像的行为,用户的头像一定程度上可以体现其个人形象。愿意进行个人信息披露的用户通常具有更高的社区卷入度。此外,通过这类个人信息的披露,用户更有可能影响其他人对其形象的感知,进而吸引其他用户的关注。

(2) 专业内容分享,包括分享金融市场信息、表达个人观点及分享个人投资经验等。用户发布的

帖子内容特征，如文本长度及文本蕴含的情感极性等可以披露出用户的态度、思想、感受、目的等信息，从而塑造用户形象并影响其受关注程度。

下面将详细阐述本文的研究假设。

3.1 用户个人信息披露与受关注度

1. 文本信息披露

在金融论坛中，参与者会进行文本相关的个人信息披露。一些参与者会更改自己的昵称，如“魏律师”及编辑自己的简介，如“微信公众号：白客说财（qmwanju666），分享 P2P、基金、信用卡理财思考、理财技巧！”“稳贷网贷贷总监，喜欢写作和分享，微信号***”“5 年经验的投资达人，网贷行业从业者，人称萝卜哥”等。这些文本相关的昵称和简介在一定程度上披露出参与者的身份职业、投资经验与偏好等信息，也是参与者对于自身专业性的展示。陈冬宇对网络借贷平台中具备放贷经历的参与者进行问卷调查，发现信息质量是影响 P2P 网络借贷中交易信任的重要因素^[52]，借款人披露的个人信息越充分详细、真实可靠，越能降低借贷过程中的信息不对称程度，从而提高放贷人的被信任程度。在金融论坛中，寻求信息的用户同样面临着信息不对称问题，为了确保在有限关注前提下获取到客观、专业及准确的信息，需要通过各种信息来判断该信息发布者的可信任程度。Altman 和 Taylor 的研究表明，个人信息披露能够在一定程度上加深人与人之间的亲密关系，促进人际交流、关爱与信任^[40]。因此，若信息发布者在金融论坛中能够主动披露个人信息，对于其他个体将更具吸引力，并能促进参与者之间的人际信任关系构建^[53]。基于此，本文提出假设。

H₁：发布者完善昵称对其社区受关注度具有正向影响。

H₂：发布者完善简介对其社区受关注度具有正向影响。

2. 头像信息披露

发布者是否上传头像也是在线金融论坛中用户进行印象管理和自我披露的主要方式之一。与昵称、简介类似，上传头像也是一种自我披露行为，体现了发布者在论坛中的卷入度。头像的披露一定程度上可以降低信息不对称。Guttentag 的研究表明，P2P 网络借贷平台通常会提供借款人的个人照片，以减少借贷交易中的匿名性、降低信息不对称的程度^[50]。同时，头像也能够直观地向论坛中的其他用户展示发布者的形象。例如，在广告研究中，学者们发现即使广告观众花费较少时间关注照片、更多时间关注文字，但是，对图片的识别程度仍然非常高^[54]。而且，以往研究表明，头像所展现出的良好形象对用户的受关注度存在积极影响^[55]。例如，更具吸引力的头像能够为卖方赢得买方的信任，从而促进交易、带来更多的收益^[31, 52]。在金融领域，Ravina 的研究表明，在信贷市场中，借款人上传的头像会对贷款人的决策产生影响：外观更具吸引力的借款人会获得更好的贷款结果，且这种对借款人外观的偏见歧视是基于品位和偏好的。在本文中，与实际发生交易的借贷平台不同，金融论坛中用户上传的头像并不完全是用户个人的真实照片。但是，相比于默认设置，用户上传的头像作为代表其在线角色的外显表征也反映了用户的某些心理特征^[56]。因此，在线金融论坛中的信息发布者披露个人头像一方面反映其参与社区活动、维护个人形象的意愿，另一方面也能向其他用户展示个人特质。这样的自我披露行为有可能拉近发布者与其他用户的距离，吸引更多用户关注。据此，针对发布者的头像信息披露，本文提出假设。

H₃：发布者头像相关的个人信息披露行为对其社区受关注度具有正向影响。

3.2 用户专业内容分享与受关注度

1. 文本长度

参与者在金融论坛中的专业内容分享主要是指在论坛中发布金融市场相关的信息、个人观点及投资经验等帖子，是用户在论坛中的主要参与形式之一。在线社区中，参与者通过发帖向论坛中的其他用户传达出自己的思想、感受、目标、喜好等^[8, 44]。对于金融论坛中希望获得信息的用户来说，帖子蕴含的信息是一个重要的考虑维度。一般来说，具有较长内容的帖子可能具有更高的信息丰富度，涉及更多的信息量^[57]。已有研究发现在 P2P 网络借贷中，借款人自愿披露的额外信息越丰富，越能够更好地降低信息不对称程度，从而获取投资者的信任并成功获得贷款^[58]。金融论坛中帖子内容较多围绕金融专业问题，如平台测评、行业法律法规、国家政策分析及专业知识的科普等。因此，本文认为在金融论坛中，发布信息量大的长文本更能吸引其他用户的关注。据此提出假设。

H₄: 发布者发布帖子的内容越长，越能吸引其他用户的关注。

2. 文本情感极性变动

除了帖子文本的篇幅之外，以往相关研究表明，社交媒体中用户发布信息的情感极性也可能影响社交网络中用户的受关注度。Harmon-Jones 等的研究认为情感 (affect) 状态主要沿着效价 (valence)、唤起 (arousal) 和动机强度 (motivational salience) 这三个主要方面变化^[59]。Bianchi-Berthouze 和 Lisetti 则将情感分为效价 (valence) 及强度 (intensity)^[60]。具体而言，效价即对个人当前正面至负面的情感状态的评估^[61]，情感强度则衡量了个体情绪的强烈程度^[62]。考虑到在线金融论坛中帖子主题多为平台测评、行业法律法规、国家政策分析及专业知识等，帖子中的情绪强烈程度差异较小，本文主要将帖子的情感极性，即效价，纳入模型。从信息传播的角度来看，在社交媒体中，积极或消极的信息被更频繁地转发并受到更多关注^[63]；从人际关系的角度来看，用户进行公开的自我披露时，情感积极的内容能增强与其他用户之间的联系与亲密度^[64]。总之，用户在社交网络中自我披露信息的情感极性对其受关注的程度存在一定的影响，同时，在不同的情境下，积极与消极的情感带来的影响存在差异。

尽管先前的研究已经讨论过帖子的情感极性，但针对在线金融论坛，本文认为仅考虑一种特定类型的情感极性（如积极、中性或消极）可能有所欠缺。一般而言，在线金融论坛的参与者希望能与持有客观态度或观点的人交流信息。尽管信息发布者在其发布的帖子中披露的情感极性可能会在某种程度上揭示他们的态度或观点，但是当其他参与者在金融论坛中搜寻需要的投资信息时，可能会更多地关注信息的可信度，而不是信息的积极性或消极性。因此，本文认为，仅考虑参与者发布帖子中的一种特定类型的情感极性可能不足以全面描述发布者的个人思想、态度或观点。例如，某参与者在一段时间内发布了一批情感极性完全不同的帖子，在这种情况下，本文很难仅通过分析参与者最常发布的帖子极性来描述参与者的态度偏好或观点。因此，本文关注发布者的所有帖子中情感极性的变动情况，将发布者帖子的情感极性变动频率纳入模型，希望能够较恰当地刻画用户在发帖中的情感特征。Larsen 和 Ketelaar 的研究也表明，外向的人比内向的人更加积极地披露积极和消极的情绪^[65]。因此，本文假设在发帖情绪较稳定的情况下，情感极性的变动在一定程度上能反映出个体对于不同事物的不同情感倾向和态度，而不是社区中的“老好人”或者“刺头”，会给他人形成比较中立、客观的形象，拥有这类特征的个体可能是更值得信任或受欢迎的，从而也更容易受到论坛中其他用户的关注。基于以上阐述，本文提出假设。

H₅: 发布者发布的帖子情感极性变动频率对其在社区中的受关注度具有正向影响。

综上所述，提出本文研究模型，如图 1 所示。

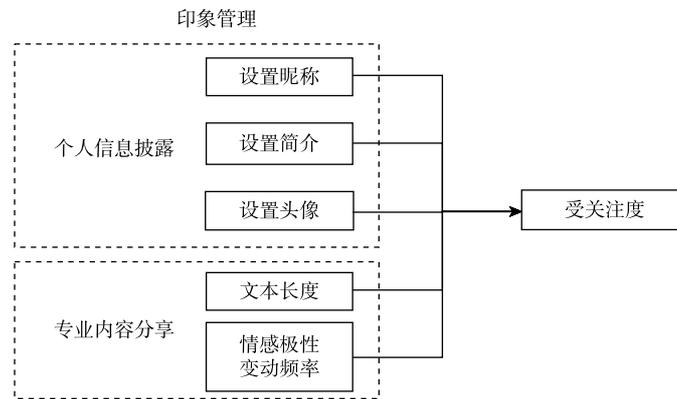


图1 研究模型

4 研究设计

4.1 样本与数据收集

本文数据来自中国首家网贷理财行业门户网站“网贷之家”提供的网贷投资理财交流平台。网贷之家是一家第三方网贷资讯平台，于2011年10月上线。网贷之家论坛设置了不同版块，如“理财交流”、“投资返利”、“新手咨询”、“平台曝光”及“舆情跟踪”等供投资者发布帖子、分享信息。在数据提取过程中，首先通过Python爬虫技术获取网贷之家论坛上截至2018年12月30日的所有链接，并从中提取了58551个用户个人空间地址。随后，使用R语言动态爬取每个用户的个人空间，从而获得每个用户的昵称、简介、投友数量、粉丝数量、头像及截至2019年3月6日的所有发帖数据。

4.2 变量说明与模型表达式

本文涉及的所有变量的说明如下。

1. 个人信息披露

在金融论坛中，当用户注册时，将得到如“玉玑子古怪的爷爷”等由“人名+形容词+的+称呼”的形式构成的默认昵称。本文通过识别用户昵称中是否包含“的”字来判断该用户昵称是否为默认设置，之后经过人工筛选以排除误判的可能性。 I_{name} 表示用户昵称披露情况，若用户昵称为默认生成，则 I_{name} 为0，反之为1。

I_{intro} 表示用户个人简介披露情况，若用户简介为默认简介，则 I_{intro} 为0，反之为1。

本文利用R语言爬虫技术从所有用户的个人中心下载头像，并以用户的ID命名；之后，根据头像文件大小将所有头像分为默认头像（ I_{avatar} 为0）与用户上传头像（ I_{avatar} 为1）两类。

2. 发帖的文本特征

帖子可以披露用户的思想、感受及态度，体现用户的内在形象。本文主要考察平均帖子长度与帖子情感极性变动频率这两大内容特征对用户受关注度的影响。文本长度分析中统计了每条帖子标题包含的中文字数 W_{title} 与内容包含的中文字数 $W_{content}$ 及内容中的句子数 $S_{content}$ 。再计算用户维度的平均标题包含中文字数 A_{tword} 与平均内容包含中文字数 A_{cword} 作为每个用户的文本长度特征。

情感极性。文本情感分类 (text sentiment classification) 是自然语言处理 (nature language processing) 领域的重要问题之一^[66]。文本情感分类包含两个部分: 一是特征工程; 二是构建分类器。目前, 对于文本分类, 深度学习模型已被证明是有效的^[67]。本文使用深度学习模型进行文本情感分类。

第一步, 选取并标注训练数据。由于论坛设置, 用户预览帖子时只显示标题及内容的前 110 字, 且为发帖时的必选项, 所以标题能较好地反映用户发帖的情感极性。本文从 87 402 条帖子标题中随机抽取 3 000 条作为训练集, 对其情感极性进行标注。本文将文本情感极性简化定义为“个人积极或消极的态度或观点”^[68]。按文本传达信息是否积极或消极, 标注为 1 或 -1, 其余提问、公告、灌水等文本标注为 0。示例如表 2 所示。

表 2 发布者帖子标题情感极性分类的人工标注示例

文本	情感极性
××财富!! 已经跑路!!! 各种撸各种反省!	-1
【××财富】(山东)跑路, Q群集体清退并改名, 网站已删除	-1
×金融!! 无法收到合同确认的验证码!	-1
××网: 网贷行业成交量、活跃投资者规模双双回升	1
××网贷平台: 在自律中坚守纯 P2P 的网贷	1
××××网贷简史活动中我中奖了~~~~	1
最近我投资了一个叫××网的平台, 大家给点宝贵意见	0
论网贷平台谁能笑到最后, 屠夫解剖××中投资者与网贷平台应该反思的那些事	0
最近发现一个叫×××的平台, 有没有投资过类似黄金交易的平台?	0

第二步, 实现特征工程。特征工程包含文本预处理和向量化表示两个部分。对于文本预处理, 首先进行文本切分并去除停用词和无意义词汇。由于使用的文本数据庞大, 对于文本的向量化表示, 本文分别使用 TF-IDF 模型和 Doc2vec 模型。方法一是 TF-IDF 模型, 该模型采用统计方法, 根据字词在文本中出现的次数和在整个语料中出现的频率来计算一个字词在整个语料中的重要程度^[69]。方法二是 Doc2vec 模型, 在 Word2vec 模型的基础上直接计算每条文本的向量表示^[70]。Word2vec 模型利用词的上下文对当前词进行预测, 并快速有效地训练词向量。

第三步, 构建文本情感分类器。本文利用 Keras 库构建了三种模型, 其一为多层感知机模型 (multi-layer perceptron, MLP), 这是一种前馈人工神经网络模型, 本文采用 MLP 中具有代表性的 BP (back propagation, 反向传播) 神经网络进行情感分类器构建。其二为长短期记忆网络模型 (long short-term memory, LSTM), 这是一种时间循环神经网络, 通过设计“遗忘门”与“记忆门”的结构来去除或者增加信息, 使得对后续时刻计算有用的信息得以传递, 因而能够较好地捕获词序信息并进一步学习语义和情感信息^[71]。其三为 BiLSTM (bidirectional long short-term memory, 双向长短期记忆) 模型, 由前向 LSTM 与后向 LSTM 组合而成, 能够更好地捕获双向的语义依赖^[72]。

本文分别使用以上三种模型对剩下的 84 402 条文本的情感极性进行预测。考虑到该情感分类为三类模型, 常规的 F-measure, AUC (area under the curve) 指标无法直接使用, 故使用汉明损失 (Hamming loss) 来衡量预测值与真实值之间的距离^[73]。

$$h_{\text{loss}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{\text{XOR}(Y_{i,j}, P_{i,j})}{L} \quad (1)$$

其中, N 为样本的数量; L 为类别个数; $Y_{i,j}$ 为第 i 个预测结果中第 j 个分量的真实值; $P_{i,j}$ 为第 i 个预测结果中第 j 个分量的预测值; XOR 为异或运算符。 h_{loss} 的取值范围为 0~1, 取值为 0 表示分类结果完全正确, 取值为 1 则表示分类结果完全错误。

本文利用 Hyperopt 库进行贝叶斯优化, 自动选择合适的文本向量维度及分类器模型的参数。最终得到各分类模型的 h_{loss} 值如图 2 所示, 其中 MLP 的 h_{loss} 值最小, 故本文选择该模型作为最终的文本情感分类模型。

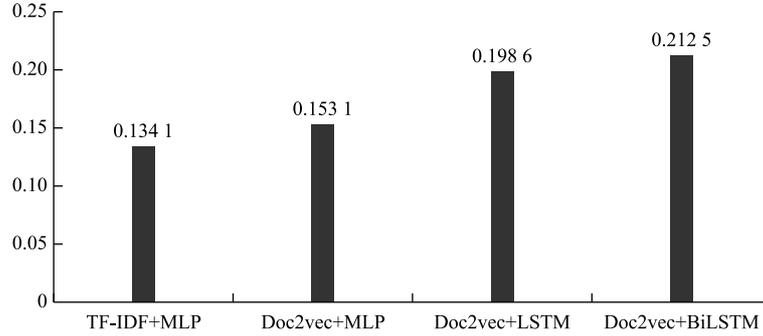


图 2 各分类模型的 h_{loss} 值

通过情感分类模型预测得到每条帖子的情感极性 p 后, 采用分类汇总, 统计每个用户发布的所有 N_{post} 条帖子的情感极性众数 M_{type} 。针对每个用户, 将其发布的帖子按时间排序, 将每两个相邻时间发布的帖子的情感极性相减并取绝对值, 即两帖之间的情感极性跨度, 反映了用户相邻两帖之间情感极性变动的幅度。最后, 将其累加并除以用户的发帖总数, 得到每个用户发布帖子的情感极性变动频率 F_{tchange} , 情感极性变动频率用以衡量用户在金融论坛上发帖的情感极性变动的情况, 计算公式如下:

$$F_{\text{tchange}} = \frac{\sum_{i=0}^{N_{\text{post}}} |p_{k+1} - p_k|}{N_{\text{post}}} \times 100\% \quad (2)$$

3. 因变量

社交媒体影响者通过建立个人形象来影响其他用户, 从而维持了自身的可信度、说服力及与追随者之间的密切关系^[5]。在金融论坛中, 参与者的受关注程度是其作为社交媒体影响者的直接体现^[74]。基于此, 本文利用参与者在金融论坛中的粉丝数 (follower) 进行对数变换来衡量其受关注程度。

综上所述, 假设的检验模型如下所示:

$$\ln(\text{follower} + 1) = c + \alpha_1 I_{\text{name}} + \alpha_2 I_{\text{intro}} + \alpha_3 I_{\text{avatar}} + \alpha_4 L_{\text{intro}} + \beta_1 A_{\text{tword}} + \beta_2 A_{\text{cword}} + \beta_3 F_{\text{tchange}} + \varepsilon \quad (3)$$

其中, follower 为参与者的受关注程度; I_{name} 、 I_{intro} 、 I_{avatar} 分别为用户是否设置昵称、简介、头像的行为; A_{tword} 与 A_{cword} 分别为用户所发帖子的平均标题字数与平均内容字数; F_{tchange} 为用户所发帖子的情感极性变动频率; c 与 ε 分别为常数项与误差项。

4. 控制变量

考虑到用户活跃度、资历长短及网络中心性等都可能影响其关注者的累积。所以, 本文对相关因素进行了控制。首先, 用户在论坛中的活跃度, 包括用户积分 (S)、投资等级 (L) 及管理身份 (L_{admin})。其次, 用户参与论坛的资历, 包括好友数量 (T)、用户发帖总量 (N_{post}) 与涉及版块数 (N_{forum})、第一次与最后一次发帖时间间隔 (D_{time}) 与平均发帖间隔时间 (A_{time})。最后, 用户的社交网络地位通过计算网络中心度 (中介中心性 C_{bet} 、紧密中心性 C_{clo} 、特征向量中心度 C_{eig} 及集聚系数 C) 来衡量。

5 描述性统计与假设检验

表 3 为因变量及主要自变量的描述性统计分析和相关性分析。为了验证研究模型中涉及的相关假设, 本文利用多元线性回归模型探究用户自我信息披露及发帖内容特征对其受关注度的影响。在对所有因变量进行相关性检验时, 发现平均内容字数与平均内容句子数存在高度相关性 (系数为 0.975, $p < 0.01$), 且由于存在部分用户发帖时忽略使用标点, 平均内容句子数的计算具有相对更大的偏差, 所以删去模型中的平均内容句子数。在对所有控制变量进行相关性检验时, 发现中度中心度与中介中心度之间存在高度相关性 (系数为 0.913, $p < 0.01$), 且在模型中中度中心度的方差膨胀因子 (variance inflation factor, VIF) 高达 8.03, 故而删去模型中的中度中心度。针对模型全部变量进行了 VIF 检验 (结果见表 4), VIF 值最高为 3.70, 因此不存在多重共线性问题。

表 3 因变量与主要自变量的描述性统计与相关性矩阵

	follower	I_{name}	I_{intro}	I_{avatar}	A_{tword}	A_{cword}	$F_{tchange}$
最大值	1 880	1	1	1	57	8 790	1.25
最小值	0	0	0	0	0	0	0
均值	1.948	0.547	0.018	0.320	4.327	86.860	0.097
标准差	14.641	0.498	0.134	0.466	6.924	291.666	0.188
I_{name}	0.054 5***	1					
I_{intro}	0.068 6***	0.082 2***	1				
I_{avatar}	0.051 8***	0.137 5***	0.088 5***	1			
L_{intro}	0.075 0***	0.037 0***	0.395 0***	0.038 0***			
A_{tword}	0.064 6***	0.148 5***	0.071 0***	0.016 3***	1		
A_{cword}	0.094 8***	0.141 3***	0.088 2***	0.035 5***	0.450 8***	1	
$F_{tchange}$	0.031 4***	0.054 8***	0.010 6	0.010 6***	0.050 4***	-0.014 2*	1

***、*分别代表在 1%、10%水平上显著

表 4 全模型的 VIF 检验

变量	VIF	1/VIF
N_{forum}	3.70	0.270 344
D_{time}	3.53	0.283 285
L	2.18	0.459 039
A_{time}	2.17	0.461 315
N_{post}	2.16	0.462 755
C_{eig}	2.12	0.471 884
C_{bet}	1.90	0.525 416
S	1.83	0.546 989
C_{clo}	1.61	0.619 800
T	1.30	0.769 322
I_{name}	1.29	0.776 913
A_{cword}	1.15	0.870 325
C	1.11	0.900 710
A_{tword}	1.10	0.911 251
L_{admin}	1.09	0.921 187

续表

变量	VIF	1/VIF
I_{avatar}	1.07	0.938 856
I_{intro}	1.06	0.944 674
$F_{tchange}$	1.03	0.970 238
mean VIF	1.74	

本文在控制变量的基础上依次加入用户个人信息披露的特征、用户发帖的文本长度特征及情感极性变动频率，进行多元线性回归分析。全模型的回归结果如表 5 所示。

表 5 用户受关注度的影响因素的回归结果 (N=10 500)

变量	(1) 加入个人信息披露	(2) 加入文本长度	(3) 加入情感极性变动频率
I_{name}	0.014 (0.016)	-0.006 (0.016)	0.010 (0.016)
I_{intro}	0.413*** (0.034)	0.375*** (0.034)	0.237*** (0.034)
I_{avatar}	0.212*** (0.014)	0.208*** (0.014)	0.171*** (0.014)
A_{tword}		-0.002* (0.001)	0.005*** (0.001)
A_{cword}		0*** (0)	0*** (0)
$F_{tchange}$			0.072** (0.029)
L	0.047*** (0.004)	0.044*** (0.004)	0.049*** (0.005)
L_{admin}	1.264*** (0.172)	1.239*** (0.171)	0.989*** (0.258)
S	0*** (0)	0*** (0)	0*** (0)
T	0.004*** (0)	0.004*** (0)	0.003*** (0)
N_{post}	0*** (0)	0*** (0)	0*** (0)
N_{forum}	0.025*** (0.004)	0.027*** (0.004)	0.045*** (0.005)
D_{time}	0* (0)	0* (0)	0*** (0)
A_{time}	0*** (0)	0*** (0)	0 (0)
C_{bet}	-0.042*** (0.004)	-0.042*** (0.004)	-0.029*** (0.005)
C_{clo}	0.323*** (0.006)	0.318*** (0.006)	0.327*** (0.006)
C_{eig}	0.077*** (0.004)	0.075*** (0.004)	0.075*** (0.005)
C	-0.008* (0.004)	-0.008* (0.004)	-0.006 (0.005)
Constant Term	0.101*** (0.016)	0.100*** (0.022)	-0.036 (0.023)
R-squared	0.558 4	0.564 1	0.574 5
Adj R-squared (模型的解释程度)	0.557 8	0.563 4	0.573 7

***、**、*分别代表在 1%、5%、10%水平上显著

注：收敛统计量=(观测值-样本均值)/标准差

表 6 展示了稳健性检验 (robustness check, RC) 的结果, 本文共进行了 5 个稳定性检验。具体地, RC1 是在全样本中排除了具有管理员身份的用户; RC2 中考虑了简介长度属性 (L_{intro}); RC3 将用户的情感极性众数纳入考虑, 分析用户所发帖子里最常出现的情感极性偏向对其受关注度是否存在影响; RC4 将用户发帖的情感强度纳入考虑, 情感强度又分为平均标题情感强度 ($A_{temotion}$) 与平均内容情感强度 ($A_{cemotion}$); RC5 进一步分析了情感极性变动频率, 将用户在各热门版块中的情感极性变动频率纳入模型, 涉及新手咨询、理财交流、平台曝光、平台投诉四个主要版块, 四个版块的帖子数量占有版块帖子总量的 78.2%。

表 6 稳健性检验

变量	RC1	RC2	RC3	RC4	RC5
	非管理员身份的用户	简介长度属性	情感极性偏向	情感强度	不同版块的情感极性变动频率
I_{name}	0.012 (0.016)	0.010 (-0.016)	0.010 (-0.016)	0.010 (-0.016)	0.010 (0.016)
I_{intro}	0.237*** (-0.034)	0.162*** (-0.057)	0.236*** (-0.034)	0.237*** (-0.034)	0.232*** (0.034)
L_{intro}		0.004* (-0.002)			
I_{avatar}	0.168*** (-0.014)	0.171*** (-0.014)	0.171*** (-0.014)	0.171*** (-0.014)	0.174*** (0.014)
A_{tword}	0.004*** (-0.001)	0.005*** (-0.001)	0.005*** (-0.001)	0.005*** (-0.001)	0.004*** (0.001)
A_{cword}	0*** (0)	0*** (0)	0*** (0)	0*** (0)	0*** (0)
$F_{tchange}$	0.070** (-0.028)	0.071** (-0.029)	0.073** (-0.029)	0.072** (-0.029)	
$M_{type}(1)$			-0.083 (-0.162)		
$M_{type}(-1)$			-0.026 (-0.024)		
$A_{temotion}$				0.039 (-0.028)	
$A_{cemotion}$				0 (0)	
$F_{tchange_新手咨询}$					0.171** (-0.075)
$F_{tchange_理财交流}$					0.214*** (-0.038)
$F_{tchange_平台曝光}$					0.264*** (-0.065)
$F_{tchange_平台投诉}$					0.277*** (-0.070)
R-squared	0.572 4	0.574 6	0.574 6	0.574 6	0.577 5
Adj R-squared	0.571 6	0.573 7	0.573 6	0.573 7	0.576 5

***、**、*分别代表在 1%、5%、10%水平上显著

注: 括号内为收敛统计量; 控制变量影响与原模型基本一致, 考虑文章篇幅原因, 此处略去

综合表 5 与表 6 可知, 自变量 I_{name} 的影响系数不显著, 因此 H_1 没有得到验证。通过观察数据可知, 普通用户基本不会在昵称中透露真实姓名或身份, 考虑到昵称所披露的用户信息极少, 假设未能得到验证是有可能的。自变量 I_{intro} 及 I_{avatar} 与因变量显著正相关且通过 RC, 这表明参与者设置自己的简介与头

像的行为对其获得论坛其他用户的关注具有积极的影响，因此 H_2 、 H_3 得到验证。本文进一步在模型中加入简介长度 (L_{intro})，如表 6 中 RC3 的回归结果所示， L_{intro} 的影响系数部分边际显著，这意味着较长的简介中可能包含更多信息，从而更受其他用户关注，但这种影响较微弱，加入简介长度 (L_{intro}) 后 Adj R-squared 也并无显著变化。

在模型中加入文本特征后，Adj R-squared 提升了 0.005 6，用户发帖的平均标题字数 A_{tword} 以及平均内容字数 A_{cword} 均与因变量显著正相关且通过 RC，这表明在网贷之家论坛上，发帖人发帖内容的平均文本长度越大，越能吸引其他用户关注，这一结果验证了 H_4 。

关于文本情感极性，表 5 中的模型 (3) 在模型 (2) 的基础上增加了情感极性变动频率 $F_{tchange}$ ，该变量与因变量显著正相关且通过 RC，模型 (2) 的 Adj R-squared 比模型 (2) 提升了 0.010 3。表 6 中 RC3 的回归结果则显示，发布者所有帖子的情感极性总体偏向积极 ($M_{type}(1)$) 或是消极 ($M_{type}(-1)$) 对用户的受关注度并无显著影响。这与之前的推断相符，在金融论坛中，发布帖子的情感极性是积极、消极还是中立，对吸引其他用户的关注影响并不大。进一步考虑用户发帖时涉及不同的内容可能会对其情感极性有所影响，表 6 中 RC5 的回归结果显示，用户在新手咨询、理财交流、平台曝光、平台投诉这四个主要版块中的情感极性变动频率分别对其受关注度有显著正面的影响，这表明无论从整体还是聚焦于细分版块，用户发帖过程中的情感极性变动频率都对其受关注度存在积极影响。在细分用户发帖所属版块后，Adj R-squared 有着极大的提升，说明基于用户发帖主题来分析其情感极性的变动，能更好解释情感极性变动频率对用户受关注度的积极影响。此外，RC 结果显示，用户发帖的情感强度对因变量无显著影响，从侧面反映出用户的情绪化程度对其受关注度无显著影响。因此， H_5 得到验证。

6 结论

本文主要探讨专业性导向的在线金融论坛中参与者的印象管理对其受关注的影响。本文通过实证分析得出以下结论：第一，在论坛中用户自定义简介、自行上传头像的行为有助于用户获得更多关注。第二，在线金融论坛中寻求信息的用户更青睐内容发布较长的参与者，用户通过发布内容较长的帖子可以增加自己在社区中的受关注度。第三，发布帖子时情感极性变动频繁的参与者将更容易受到其他用户的关注。

本文的理论创新主要有以下三点：第一，以往有关印象管理的研究主要聚焦于线下组织或个体层面^[30, 31]，本文将印象管理迁移到线上社区情境中，结合金融论坛的特殊性，构建了在线金融论坛情境下的参与者受关注度影响模型。第二，考虑到“情境差异性”可能会改变个体进行印象管理的方式及自我披露的效果，本文揭示了在线金融论坛中的用户对特定文本形态特征存在偏好的假设，即发布长文本更容易在金融论坛中获得关注。第三，本文创造性地扩展了传统在线社区或社交网络中对于文本的单一维度情感极性分析视角，指出了单一维度分析的潜在不足，并从个体发布内容时情感极性变化的角度进行分析，提出了文本情感极性变动频率的具体测度方法，衔接了文本和个体两个分析对象，有助于从全局视角刻画个体的内在特征。

本文的发现对在线金融论坛中寻求信息的一般用户、提供信息的发布者及论坛管理者具有一定的实践指导意义。第一，希望寻求有效信息的一般用户可以通过观察发布者的简介与头像来判断该发布者是否有积极参与论坛和自我披露信息的倾向。发布者也可以针对性地进行个人信息披露及发帖，从而吸引更多用户关注。第二，论坛管理者可以鼓励用户对自己的虚拟形象进行完善，如利用积分来奖励自定义昵称、简介及上传头像的用户。管理员可以培养一些专业性强的用户发布帖子，还可以对精品帖子进行推广，如用置顶、精选、发放红包甚至现金奖励等方式，推广那些获得高阅读、高赞、高回帖量的帖

子,从而鼓励更多用户发布优质的帖子,由此持续激发论坛的活跃度,促进论坛中信息的分享、交流与传播,实现在线金融论坛的信息集聚功能,从而降低用户在投资过程中的潜在交易风险。

本文从社区参与者印象管理出发,借鉴自我披露及信任关系等理论视角,探究在线金融论坛中参与者受关注的影响因素。相关研究结论对于宏观层面社区管理以及微观层面用户社区参与行为均具有重要的理论及实践价值。未来研究可通过获取历时的多平台数据,进一步验证本文提出的理论模型;后续研究也可使用一些技术手段进一步提取用户信息及帖子中的更多特征进行分析;此外,考虑跨文化情境下参与者在在线金融论坛行为及影响也是未来值得关注的方向。

参 考 文 献

- [1] Bebczuk R N. Asymmetric Information in Financial Markets: Introduction and Applications[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2003.
- [2] Campbell J, Cecez-Kecmanovic D. Communicative practices in an online financial forum during abnormal stock market behavior[J]. Information & Management, 2011, 48 (1): 37-52.
- [3] Levina N, Arriaga M. Distinction and status production on user-generated content platforms: using Bourdieu's theory of cultural production to understand social dynamics in online fields[J]. Information Systems Research, 2014, 25 (3): 468-488.
- [4] Susarla A, Oh J H, Tan Y. Social networks and the diffusion of user-generated content: evidence from YouTube[J]. Information Systems Research, 2012, 23 (1): 123-141.
- [5] Zeng X, Wei L. Social ties and user content generation: evidence from flickr[J]. Information Systems Research, 2013, 24 (1): 71-87.
- [6] Sutanto J, Tan C H, Battistini B, et al. Emergent leadership in virtual collaboration settings: a social network analysis approach[J]. Long Range Planning, 2011, 44 (5/6): 421-439.
- [7] Johnson S L, Safadi H, Faraj S. The emergence of online community leadership[J]. Information Systems Research, 2015, 26 (1): 165-187.
- [8] Abidin C, Ots M. The Influencer's dilemma: the shaping of new brand professions between credibility and commerce[C]. The Association for Education in Journalism and Mass Communication, Annual Conference, San Francisco, CA, August 6-9, 2015.
- [9] Leary M R, Kowalski R M. Impression management: a literature review and two-component model[J]. Psychological Bulletin, 1990, 107 (1): 34-47.
- [10] Speier C, Valacich J S, Vessey I. Information overload through interruptions: an empirical examination of decision making[J]. Decision Sciences, 1999, 30 (2): 337-360.
- [11] 王曙光,孔新雅,徐余江. 互联网金融的网络信任:形成机制、评估与改进——以 P2P 网络借贷为例[J]. 金融监管研究, 2014, (5): 67-76.
- [12] 中国银行业监督管理委员会. P2P 网络借贷风险专项整治工作实施方案[Z], 2016-04-13.
- [13] 陈国青,曾大军,卫强,等. 大数据环境下的决策范式转变与使能创新[J]. 管理世界, 2020, 36 (2): 95-105, 220.
- [14] 陈国青,吴刚,顾远东,等. 管理决策情境下大数据驱动的研究和应用挑战——范式转变与研究方向[J]. 管理科学学报, 2018, 21 (7): 1-10.
- [15] 徐宗本,冯芷艳,郭迅华,等. 大数据驱动的管理与决策前沿课题[J]. 管理世界, 2014, (11): 158-163.
- [16] Chen H, De P, Hu Y J, et al. Wisdom of crowds: the value of stock opinions transmitted through social media[J]. The Review of Financial Studies, 2014, 27 (5): 1367-1403.

- [17] Lin M, Prabhala N R, Viswanathan S. Can social networks help mitigate information asymmetry in online markets?[C]// Chen H, Slaughter S A. Proceedings of the Thirtieth International Conference on Information Systems. Atlanta: AIS, 2009: 1-16.
- [18] Kim M, Kim J. How does a celebrity make fans happy? Interaction between celebrities and fans in the social media context[C]. Computers in Human Behavior, 2020, 111 (31): 106419.
- [19] 王晰巍, 贾玺智, 刘婷艳, 等. 区块链环境下社交网络用户意见领袖识别与影响力研究[J]. 情报理论与实践, 2021, 44 (5): 84-91.
- [20] 安璐, 胡俊阳, 李纲. 突发事件情境下社交媒体高影响力用户画像研究[J]. 情报资料工作, 2020, 41 (6): 6-16.
- [21] Wang Q, Miao F, Tayi G K, et al. What makes online content viral? The contingent effects of hub users versus non-hub users on social media platforms[J]. Journal of the Academy of Marketing Science, 2019, 47 (6): 1005-1026.
- [22] Xiong Y, Cheng Z, Liang E, et al. Accumulation mechanism of opinion leaders' social interaction ties in virtual communities: empirical evidence from China[J]. Computers in Human Behavior, 2018, 82: 81-93.
- [23] Kim M S, Kim H M. The effect of online fan community attributes on the loyalty and cooperation of fan community members: the moderating role of connect hours[J]. Computers in Human Behavior, 2017, 68: 232-243.
- [24] 蒋逸尘, 金悦, 黄京华. 社会化问答社区中社交关系的成因及作用——来自知乎的实证研究[J]. 信息系统学报, 2017, (1): 13-22.
- [25] Lewicki R J, Tomlinson E C, Gillespie N. Models of interpersonal trust development: theoretical approaches, empirical evidence, and future directions[J]. Journal of Management, 2006, 32 (6): 991-1022.
- [26] Lewicki R J, McAllister D J, Bies R J. Trust and distrust: new relationships and realities[J]. The Academy of Management Review, 1998, 23 (3): 438-458.
- [27] Söllner M, Benbasat I, Gefen D, et al. Trust[C]//Bush A, Rai A. MIS Quarterly Research Curations. 2016.
- [28] 林家宝, 鲁耀斌, 章淑婷. 网上至移动环境下的信任转移模型及其实证研究[J]. 南开管理评论, 2010, 13 (3): 80-89.
- [29] Ou C X, Pavlou P A, Davison R M. Swift guanxi in online marketplaces: the role of computer-mediated communication technologies[J]. MIS Quarterly, 2014, 38 (1): 209-230.
- [30] Cyr D, Head M, Larios H, et al. Exploring human images in website design: a multi-method approach[J]. MIS Quarterly, 2009, 33 (3): 539-566.
- [31] Komiak S Y X, Benbasat I. The effects of personalization and familiarity on trust and adoption of recommendation agents[J]. MIS Quarterly, 2006, 30 (4): 941-960.
- [32] Paul D L, McDaniel Jr R R. A field study of the effect of interpersonal trust on virtual collaborative relationship performance[J]. MIS Quarterly, 2004, 28 (2): 183-227.
- [33] Goffman E. The Presentation of Self in Everyday Life[M]. London: Harmondsworth, 1978.
- [34] Dutton J E, Dukerich J M. Keeping an eye on the mirror: image and identity in organizational adaptation[J]. Academy of Management Journal, 1991, 34 (3): 517-554.
- [35] Hogan R. A socioanalytic theory of personality[J]. Nebraska Symposium on Motivation, 1982, 55-89.
- [36] Hogan R, Jones W H, Cheek J M. The Self and Social Life[M]. New York: McGraw-Hill, 1985.
- [37] Schlenker B R. Impression Management: The self-concept, Social Identity, and Interpersonal Relations[M]. Monterey: Brooks/Cole, 1980.
- [38] Archer J L. Self-disclosure[C]//Wegner D M, Vallacher R R. The Self in Social Psychology. London: Oxford University Press, 1980: 183-204.
- [39] Ignatius E, Kokkonen M. Factors contributing to verbal self-disclosure[J]. Nordic Psychology, 2007, 59 (4): 362-391.

- [40] Altman I, Taylor D A. Social Penetration: The Development of Interpersonal Relationships[M]. New York: Holt McDougal, 1973.
- [41] Jourard S M. The Transparent Self[M]. New York: Van Nostrand Reinhold Company, 1971.
- [42] Pennebaker J W, Hughes C F, O'Heeron R C. The psychophysiology of confession: linking inhibitory and psychosomatic processes[J]. *Journal of Personality and Social Psychology*, 1987, 52 (4): 781-793.
- [43] Derlega V J, Chaikin A L. Privacy and self-disclosure in social relationships[J]. *Journal of Social Issues*, 1977, 33 (3): 102-115.
- [44] Joinson A N. Self-disclosure in computer-mediated communication: the role of self-awareness and visual anonymity[J]. *European Journal of Social Psychology*, 2001, 31 (2): 177-192.
- [45] Min J, Kim B. How are people enticed to disclose personal information despite privacy concerns in social network sites? The calculus between benefit and cost[J]. *Journal of the Association for Information Science and Technology*, 2015, 66 (4): 839-857.
- [46] McKenna K Y A, Bargh J A. Coming out in the age of the internet: identity “demarginalization” through virtual group participation[J]. *Journal of Personality and Social Psychology*, 1998, 75 (3): 681-694.
- [47] Bargh J A, McKenna K Y A, Fitzsimons G M. Can you see the real me? Activation and expression of the “true self” on the internet[J]. *Journal of Social Issues*, 2002, 58 (1): 33-48.
- [48] Luo N, Guo X, Lu B, et al. Can non-work-related social media use benefit the company? A study on corporate blogging and affective organizational commitment[J]. *Computers in Human Behavior*, 2018, 81: 84-92.
- [49] Ellison N, Heino R, Gibbs J. Managing impressions online: self-presentation processes in the online dating environment[J]. *Journal of Computer-mediated Communication*, 2006, 11 (2): 415-441.
- [50] Guttentag D. Airbnb: disruptive innovation and the rise of an informal tourism accommodation sector[J]. *Current Issues in Tourism*, 2015, 18 (12): 1192-1217.
- [51] Ert E, Fleischer A, Magen N. Trust and reputation in the sharing economy: the role of personal photos in Airbnb[J]. *Tourism management*, 2016, 55: 62-73.
- [52] 陈冬宇. 基于社会认知理论的 P2P 网络放贷交易信任研究[J]. *南开管理评论*, 2014, 17 (3): 40-48, 73.
- [53] Berg J H, Archer R L. The disclosure-liking relationship: effects of self-perception, order of disclosure, and topical similarity[J]. *Human Communication Research*, 1983, 10 (2): 269-281.
- [54] Rayner K, Rotello C M, Stewart A J, et al. Integrating text and pictorial information: eye movements when looking at print advertisements[J]. *Journal of Experimental Psychology: Applied*, 2001, 7 (3): 219-226.
- [55] Ravina E. Love & loans: the effect of beauty and personal characteristics in credit markets[J]. *SSRN Electronic Journal*, 2008.
- [56] Naumann L P, Vazire S, Rentfrow P J, et al. Personality judgments based on physical appearance[J]. *Personality and Social Psychology Bulletin*, 2009, 35 (12): 1661-1671.
- [57] Tan C, Lee L, Pang B. The effect of wording on message propagation: topic-and author-controlled natural experiments on Twitter[J]. *IEICE Transactions*: 1405.1438, 2014: 175-185.
- [58] Michels J. Do unverifiable disclosures matter? Evidence from peer-to-peer lending[J]. *The Accounting Review*, 2012, 87 (4): 1385-1413.
- [59] Harmon-Jones E, Gable P A, Price T F. Does negative affect always narrow and positive affect always broaden the mind? Considering the influence of motivational intensity on cognitive scope[J]. *Current Directions in Psychological Science*, 2013, 22 (4): 301-307.

- [60] Bianchi-Berthouze N, Lisetti C L. Modeling multimodal expression of user's affective subjective experience[J]. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 2002, 12 (1): 49-84.
- [61] Harmon-Jones E, Harmon-Jones C, Amodio D M, et al. Attitudes toward emotions[J]. *Journal of Personality and Social Psychology*, 2011, 101 (6): 1332-1350.
- [62] Harmon-Jones E, Harmon-Jones C, Price T F. What is approach motivation?[J]. *Emotion Review*, 2013, 5 (3): 291-295.
- [63] Stieglitz S, Linh D X. Emotions and information diffusion in social media—sentiment of microblogs and sharing behavior[J]. *Journal of Management Information Systems*, 2013, 29 (4): 217-248.
- [64] Utz S. The function of self-disclosure on social network sites: not only intimate, but also positive and entertaining self-disclosures increase the feeling of connection[J]. *Computers in Human Behavior*, 2015, 45: 1-10.
- [65] Larsen R J, Ketelaar T. Personality and susceptibility to positive and negative emotional states[J]. *Journal of Personality and Social Psychology*, 1991, 61 (1): 132-140.
- [66] Pang B, Lee L. Opinion mining and sentiment analysis[J]. *Foundations and Trends in Information Retrieval*, 2008, 2 (1/2): 1-135.
- [67] Kim Y. Convolutional neural networks for sentence classification[J]. *IEICE Transactions*, 2014.
- [68] Ortigosa A, Martín J M, Carro R M. Sentiment analysis in facebook and its application to e-learning[J]. *Computers in Human Behavior*, 2014, 31: 527-541.
- [69] Salton G, Buckley C. Term-weighting approaches in automatic text retrieval[J]. *Information Processing & Management*, 1988, 24 (5): 513-523.
- [70] Le Q, Mikolov T. Distributed representations of sentences and documents[J]. *International Conference on Machine Learning*, 2014, 32: 1188-1196.
- [71] Zhang Y, Zheng J, Jiang Y, et al. A text sentiment classification modeling method based on coordinated CNN-LSTM-attention model[J]. *Chinese Journal of Electronics*, 2019, 28 (1): 120-126.
- [72] Chen T, Xu R, He Y, et al. Improving sentiment analysis via sentence type classification using BiLSTM-CRF and CNN[J]. *Expert Systems with Applications*, 2017, 72: 221-230.
- [73] Tsoumakas G, Katakis I. Multi-label classification: an overview[J]. *International Journal of Data Warehousing and Mining*, 2007, 3 (3): 1-13.
- [74] Freberg K, Graham K, McGaughey K, et al. Who are the social media influencers? A study of public perceptions of personality[J]. *Public Relations Review*, 2011, 37 (1): 90-92.

Research on the Factors Affecting Participants' Attention Attraction in Online Financial Forums: An Impression Management Perspective

LI Xiaolin, NI Ying, LU Benjiang

(School of Management, Nanjing University, Nanjing 210093, China)

Abstract With the rapid development of online finance, the financial forums have become one of the important approaches for investors to seek and exchange information. For online forums, high attention that users attract is meaningful in users' social status distinction and community's continuous development. However, it is still unclear what factors affect users' attention attraction for professional-oriented financial forums. In this light, the paper starts from the impression management of community users, and builds a model of users' attention attraction in financial forums by analyzing the personal information that users

disclose and the professional content that users post. The results show that users' brief introduction, profile images, the average length of posts and the frequency of sentiment polarity changes all have significant impacts on their attention attraction in the financial forums.

Key words financial forum, attention attraction, impression management, personal information, professional content

作者简介

李小琳（1978—），女，南京大学管理学院教授，吉林长春人，研究方向为商务智能与数据挖掘等。
E-mail: lixl@nju.edu.cn。

倪颖（1997—），女，南京大学管理学院 2019 年级硕士研究生，研究方向为数据挖掘、电子商务。
E-mail: MG1902195@smail.nju.edu.cn。

陆本江（1989—），男，南京大学管理学院助理研究员，甘肃兰州人，研究方向为在线社区、直播营销、用户生成内容等。E-mail: lubj@nju.edu.cn。