

金融科技媒体情绪的刻画 与对网贷市场的影响

王靖一 黄益平*

摘 要 本文基于逾 1700 万条新闻文本数据,使用主题模型、词向量模型等方法构建了 2013 年 1 月至 2017 年 9 月的金融科技情绪指数。指数刻画了媒体对于这一新兴行业的关注度与正负情感值。并利用 867 家营运中 P2P 网络借贷平台和 706 家“问题平台”的交易数据,分析了媒体情绪对于市场活动的影响,发现对于正常平台,关注度、净情感的增长与平台成交量增长正相关;对于问题平台,关注度的影响与正常平台类似,但净情感的影响显著增大,同时 Shibor、上期贷款余额等变量在正常、问题平台表现有所不同。上述结论在一系列检验中,保持稳健。

关键词 金融科技,媒体情绪,P2P 网络借贷

DOI: 10.13821/j.cnki.ceq.2018.03.15

一、导 言

互联网金融,自作为一个独立概念,在“中国金融四十人论坛 2012 年年会”被谢平提出,其发展过程始终伴随着来自不同源头、秉持不同态度的声音。互联网金融得益于信息技术,其发展速度远超传统金融:据北京大学互联网金融发展指数度量,在 2014 年 1 月至 2016 年 3 月间,增长了 4.3 倍(北京大学互联网金融研究中心课题组,2016);而同时,截至 2015 年 11 月,累计爆发问题的 P2P 网贷平台较 2012 年之前的数字增长了 72.31 倍,而《网络借贷信息中介机构业务活动管理暂行办法》中提出的监管框架似不能有效解决 P2P 网贷所面临的问题(黄益平等,2016)。2015 年 12 月至 2017 年 9 月间,据网贷之家数据统计,爆发问题或停业退出平台数量达到 2442 家,是之前累

* 北京大学国家发展研究院。通信作者及地址:王靖一,北京市海淀区颐和园 5 号北京大学理科 5 号楼 615,100871;电话 15201317797,E-mail:wangjingyi92@163.com。致谢:本文所构建指数受北京大学数字金融研究中心,“北京大学互联网金融情绪指数”“北京大学金融科技情绪指数”课题的支持。本文所使用网贷平台交易数据来自网贷之家。指数构建过程中,受到沈艳、黄卓、谢绚丽、朱家祥、孔涛、王海明、郭峰、窦笑添、鄂维南、任洁、王旭、曹琦、予象、周伊敏的指导与支持;在后续分析中,收到了曾广、王旭、纪洋、陈赞的建议帮助。Manfred Kremer 与 Meryem Duygun 也在如何使用指数上提出了有益的观点。作者感谢现场评审罗荣华与匿名评审的建议。文责自负。

积问题平台数量的1.65倍。作为互联网金融的最具活力且最具争议的重要组成部分,P2P借贷是这一发展伴随风险的历程的典型代表。如图1所示,网贷市场的成交量快速增长的同时,爆发问题的平台也呈现出数量激增的态势。

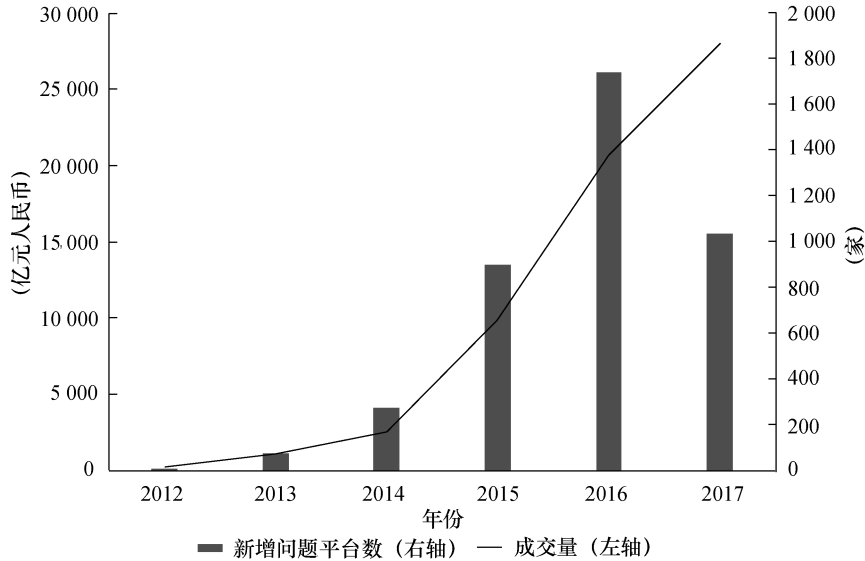


图1 P2P网贷成交量与问题平台数

这些负面新闻的密集出现,则令公众对于互联网金融产生了质疑,甚至大有“污名化”之势。另外,曾建光(2015)的研究则发现,公众可以有效地通过信息化手段,感知网络安全风险,而公众对于风险的规避,则影响了互联网金融资产的价格。互联网金融的发展情况,与对应的新闻报道的舆论情绪间的相关分析,对于学术界、政府与业界均有较高的价值。

然而,截至目前,虽然金融科技发展情况有大量的结构化数据与指数可以度量,但对于新闻报道这种非结构化信息,尚无一个有效的量化分析。故此,我们编制了北京大学金融科技情绪指数(2017年11月前曾用名“北京大学互联网金融情绪指数”(以下简称“情绪指数”),以资后续研究。为使所得数据具有足够的覆盖广度与稳健性,我们收集了1702万余条新闻数据,原始数据规模逾700GB,数据来源为和讯网。指数度量了2013年1月至2017年9月间,媒体新闻对金融科技的关注度与正负情感态度,月度数据已公布,周度数据也已支持了北京大学数字金融中心的若干研究。指数表明,第一,媒体对于金融科技的关注呈现震荡上升,2017年9月相对2013年1月关注度增长了2.6倍;第二,媒体对于金融科技的正负情感变化则较为激烈;第三,关注度与情感的变化契合了一些关键时间点的重大事件。

情绪对于金融市场的研究由来已久,不同学者对于影响结果与作用机制有着多样观点(Kearny and Liu, 2014)。这些观点可以大致分为两类,一类始

于 Keynes(1936)，将情绪的影响归于投资者的“动物性”，即投资者会无视市场基本面，做出非理性的决策，市场情况的变动事实上只反映了噪音；另一类则如 Barsky and Sims(2012)指出，情绪事实上是那些被公众持有、使用但并未被传统“硬数据”包含的信息，故而情绪的量化与纳入分析是有意义的。本文对于情绪指数对 P2P 网贷市场的影响进行了初步探究，结果表明，关注度及情感对于网贷成交量有正向影响；这种影响随情感前置时间的增加规律性递减，但是始终保持着显著；在不同平均成交量、最大贷款余额、平均出借人利率与成立时间分组中，以及 2015 年 12 月监管明确前后，主要结论保持稳健。

本文的贡献主要体现在三个方面，其一，刻画了新闻媒体对于金融科技——这一监管尚不充分的新兴金融市场的关注与正负情感的变化脉络；其二，探索了媒体情绪对于 P2P 网贷的影响，一方面考察了情绪对于平台交易情况的影响，另一方面，对这些影响在正常平台、问题平台的不同表现进行了对比分析，关键结论在一系列检验中保持稳健；其三，开发了一套具有一定通用性的情绪度量方法，指数构造的相关算法，在金融科技之外，也可研究其他一些问题，且从方法角度优于传统的基于字典与词频的方法。

本文余下部分组织如下，第二部分对指数构建与情绪对金融影响的相关文献进行综述，第三部分介绍情绪指数构建的具体流程，第四部分利用情绪指数分析媒体情绪对 P2P 网贷的影响，第五部分总结全文。

二、文献综述

本章梳理既有文献中，描述新闻情绪指数构建方法与其对金融市场影响的研究。关于股市情绪的度量，及其对于市场交易的影响，前人已经做了一系列丰富的研究，唐国豪等(2016)与 Nardo *et al.* (2016)对国内外股票市场文本情绪的度量与相关分析做了很好的文献梳理。相较于传统的基于调查和其他外生金融变量的情绪度量方式，文本情绪挖掘是技术发展及网络信息膨胀的结果，从文本方法角度看，主要有词汇词典法、词汇加权法、机器学习加权法与基于其他文本特征进行的相关分析。而就国内的相关研究而言，基于文本的股票情绪主要使用财经报刊(游家兴和吴静，2012)、微博(许承明等，2016；王夫乐和王相悦，2017)以及股吧(段江娇等，2014，2017)作为数据源，自构衡量方法度量情绪并进行后续分析，即使在关注较多的股票市场，尚未形成一个统一的、被广为接受的文本情绪度量产品。

需要明确的一点是，本文所研究的文本情绪是指基于文本分析的新闻情绪，与其他一些研究中的投资者情绪有明确区别。后者往往指投资者基于主

观而非既有事实的对于未来的判断(Baker and Wurgler, 2007),其倾向于直接刻画投资者的心理变化,例如 Da *et al.* (2014)通过将若干关键词的 Google Trends 指数合成构建 FEARS 恐慌指数,通过对特定词搜索行为的统计,来描绘一段时间内投资者对于市场不确定性的担忧;而前者则通过文本分析其内容包含的乐观、悲观情绪,二者的区别是,前者包含后者,同时也将基于市场的客观信息纳入其中(Kearny and Liu, 2014)。游家兴和吴静(2012)通过分析主要财经刊物上的新闻中包含的媒体情绪,发现情绪高涨或者低落都会使得股票价格有更大的可能偏离其基本价值水平,并且偏离随着公司信息透明度的减弱而放大。

近年来,一系列研究对于量化文本情绪进行了不同尝试,这些尝试主要是围绕关键词展开,该选择哪些词,以及这些词的权重该如何确定。Loughran and McDonald (2011)在分析 1994—2008 年美国公司公报(10K)文本中所蕴含的情感,他们发现通用的哈佛情感词词典并不适用于金融市场,建立金融业专业情感词词典是正确分析的前提。而后续研究 Loughran and McDonald (2016)则发现,在公司公报分析中表现良好的词典,却不适用于表达更加自由多样化的社交媒体内容。后续一系列研究,例如 Kearney and Liu (2014), Oliveria *et al.* (2016)以及 Renault (2017)均将构建适合研究文本的关键词词典作为进行研究的基石,不同的是,除最后一篇文献外,关键词对于总体情绪影响的权重均为研究者人为确定,而 Renault (2017)则尝试了人为预设与机器学习训练获得权重不同的方法,并发现前者具有更好的稳定性,而后者则能更准确地描述情感。

稍显特殊的指数构建是 Baker *et al.* (2016)的经济政策不确定性指数与 Manela and Moreira (2017)的新闻隐含波动率指数(NVIX)。Baker *et al.* (2016)挑选了经济、政策、不确定性三个系列的关键词,当一篇文章同时包含三个系列的关键词时,便认为该文章是关于经济政策不确定性的讨论。而 Manela and Moreira (2017)并不预设任何关键词,只是将一段时间内所有文章中出现的词频做成一个高维向量,利用支持向量随机回归良好的正则化特性,用词频的高维向量拟合同期 VIX,并用所得回归系数与词频向量计算 NVIX。

Tetlock (2007)分析华尔街日报所蕴含情感,发现媒体文字中的悲观情绪可以预测市场价格的下行压力,但这种下行趋势很快会回归基本面。之后,越来越多的研究者发现股票市场对于情绪的反应十分迅速,不适当的情绪度量往往不能捕捉这一冲击。Schumaker and Chen (2009a, 2009b)认为研究情绪对于正规市场影响时,应专注于交易日内的变化。Kim and Kim (2014)使用 6 000 万条股市论坛数据,结合高频股市数据,发现新闻情感对于股票收益率有预测作用,反之则不成立。Renault (2017)分析美国“股吧”数据与半小

时频率收益率数据，发现只有每天第一个半小时内的情感变化，对每天最后半个小时市场回报有预测力。即便是尝试直接刻画投资人情绪的 Da *et al.* (2014) 也发现，恐慌对于一天内的汇报呈负向，而一天后则呈正向。

然而，P2P 网贷由于其出现时间较短，出借人基本为个人而非机构投资者，且一般情况下，出借后难以转让债权，出借人的盈利方式为赚取利息。所以，我们有理由预期在一个较长的时间尺度上，捕捉到情绪对于市场的影响。

据我们所知，本指数构建前，尚无对互联网金融如何受媒体情绪影响的严谨研究。而相对既有基于传统金融市场的文本情绪研究，互联网金融则提供了一个相对独特的研究样本。首先，这是一个处于相对不完善时期的市场，参与者的专业程度远低于正规市场，情绪对于交易的影响力度与影响的持续时间都可能较正规金融更为可观；其次，互联网金融较长时间内处于一种事实上监管不充分的业态，相较于股票对于个股、盈余亏损的情绪判断，互联网金融情绪中天然地具有对于监管靴子落地的恐惧，情绪的影响更为重要；最后，虽然互联网金融，特别是网络借贷，市场体量不足以引发系统性金融风险，但是因为其涉及大量风险意识较差、抗风险能力相对单薄的普通居民，这部分投资者的情绪变动可能引发群体性事件。

三、金融科技情绪指数的构建

相较于文献中基于正规市场的媒体文本情绪，金融科技情绪的度量有着以下难点：

首先，金融科技是一个不成熟且发展演变迅速的概念，目前并不存在一个或几个足以覆盖全面且专精于金融科技的刊物或网站，关于金融科技的新闻可能出现在任何关于科技、金融的媒体之中，同时伴随大量无关的内容，在海量新闻中准确识别相关新闻是后续工作的前提。

其次，由于概念快速变化，依赖关键词表筛选文章将很容易陷入“不完善”与“疲于更新”的两难境地；同时金融科技独特的业态创造了一系列区别于传统金融的语境，很多词被赋予了新的含义，把握这些词所含情感是正确分析文本情绪的先决条件。

最后，同样由于行业尚属发展期，并不是每一篇与金融科技相关的文章都是专注于此，传统金融文本情绪分析中，属于或不属于的二分筛选并不适合，我们不仅需要判断文章是否与金融科技有关，也需要量化这一相关性以更为精确地刻画。

针对这些难点，指数的构建主要分为三个步骤：词典构建与数据准备、

关注度指数构建与情感指数构建。

(一) 数据准备与词典构建

新闻数据来源网站的选取,需要综合考察三个方面,第一是网站所覆盖的广度,是否能够较为全面地将媒体的声音容纳;第二是网站的专业性,我们不希望数据库中充斥着大量重复、无用的报道,特别是当这些报道集中在那些我们不关注的领域时,比如娱乐、体育;第三是网站的数据易抓取和解析性,对爬虫友好、网页模板清晰统一的网站,可以节约我们大量时间与计算资源。综合以上三点,我们最终选取了和讯网作为数据来源。¹

新闻数据收集过程中有两点需要特别说明:其一,虽然和讯网新闻包含了“互联网金融”板块,但在2013年10月25日之前,该板块下没有任何内容,且在挑选新闻源网站时,我们发现一些很明显该被归类为“互联网金融”板块的文章,被归进了“新闻”板块。所以我们将全部板块新闻根据主题模型结构重新寻找与互联网金融相关的新闻,有着重要意义。其二,我们在采集阶段过滤掉了外汇报价与贵金属报价新闻,一方面这些内容与我们的研究无关,另一方面这些部分早年出现,近年不再出现,和讯网不同的统计口径会影响文章基数,继而影响指数的稳定。

词典构建包含三个方面:“专有名词词典”包含普通金融科技语境下的专有名词,帮助正确分词;“关键词词典”在关注度指数构建中参与主题筛选,力求涵盖尽可能多的金融科技相关词汇;“情感词词典”包含金融科技语境下,具有正负情感的关键词,分为正向词表与负向词表。而数据准备则是指分析所用新闻数据的抓取。

相较于英文,中文自然语言处理的困难之一便是分词,英文文本中词与词之间有空格,而中文文本中词与词之间并没有天然分割,需要程序将连在一起的句子分割为有间隔的若干词,以便进行下一步分析。Jieba分词²虽然提供了优秀且易用的分词算法,但是正确的分词仍然需要人工预设的“专有名词词典”支持。比如“蚂蚁金服”是一家金融科技公司的名字,不加干涉的算法会将其拆分为“蚂蚁”和“金服”两个词,这显然不符合我们的期望,改进的方法便是将“蚂蚁金服”作为一个专有名词加入预设词典,算法便可以准确识别。故而,我们将主要公司名称(包含网贷之家涵盖的四千余家P2P

¹ 这里需要强调的是,作者本人和所在单位与和讯网并无任何合作关系,我们做出这样的选择,是基于上述三个标准的最优选择,而我们所能保证的也只是在数据采集期间,和讯网可采集的数据的完整性,而对于和讯网是否全面包含所有金融科技相关新闻,我们并不能做出相关推断。因为和讯网对于爬虫有较高的包容度,所以我们并不需要进行欺诈等“灰色操作”,采集时程序有所限速,并没有直接证据表明我们“有礼貌的爬虫”影响到了网站的正常运作。

² <https://github.com/fxsjy/jieba>。

网贷平台名)、主要产品名、关键人物名以及金融科技特殊概念作为“专有名词词典”，帮助程序正确分词。

“关键词词典”的构建目的，则是尽可能穷尽金融科技可能包含的关键词，使“如果一篇文章中不包含任何关键词，那么这篇文章应与金融科技无关”的推论成立。所以，关键词词典首先应包含一些泛泛的概念，比如“金融”“科技”“互联网”；同时也应有足够的专有名词，“关键词词典”囊括了“专有名词词典”所有的词；在两个极端之外，更多的词则是以如下方式筛选：我们对和讯网“互联网金融”板块下所有文章和专业书籍《互联网金融十二讲》(黄益平等，2016)全文进行启发式分词³，并人工对出现频率大于5的词进行筛选，纳入合格者。

“情感词词典”分为正向、负向两个词表，在构筑过程中，有三个方面需要特别注意：其一，词典不包含那些泛泛的、容易歧义的情感词，比如“好”“美”“坏”等；其二，我们主要选择名词性情感词，比如“骗局”和那些不容易产生转义的形容词，比如“败坏”；其三，为了弥补人工预设情感词不能穷尽与词语含义异变的问题，我们使用 Mikolov *et al.* (2013)所提出的词向量模型(Word2Vec)寻找前两步原则构建的词的同义词。

词向量模型如其名，可以在足够规模的语料库的基础上，将词映射为一个 n 维(n 为人为给定)向量⁴，两个词在语料库中含义的相近性可以用两个词向量的空间相近性(余弦值)衡量，利用这一性质，我们可以方便地获得某个词在我们语料库中若干个近义词。

表1为“庞氏骗局”词向量模型返回的前十大近义词。从中我们可以发现，“自融”是P2P网贷中重要的庞氏骗局形式之一，而“拆标”则往往意味着构建虚假贷款标的，这两个词有极强的专业性色彩；“拆东墙补西墙”这种极富特色的表达，应该是一般研究者难以预先加入词典的；至于“旁氏”这种本不该出现的错别字，则更是近乎不可能被预先加入。

表1 词向量模型，“庞氏骗局”近义词输出结果

排序	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
词语	骗局	自融	旁氏	拆东墙补西墙	拆标	传销	击鼓	阴谋	谎言	圈钱
相似度	0.564	0.536	0.524	0.509	0.500	0.494	0.482	0.480	0.478	0.472

所以，我们情感词的构建过程，就是遵循前两个方面人为构建正负情感词表，使用词向量模型计算每个词的前十大近义词，之后将筛选过的符合要求的近义词纳入情感词词表。

³ 分词算法的一种，即给出一句话所有可能的切分方式，这样最大限度使算法的结果包含正确的分词。

⁴ 由于本研究应属于经济学范畴，且对于相关算法并未做方法上的拓展，故我们不对算法细节做展开，有兴趣的读者可参阅所引文献或其他经典文章。下文涉及的其他算法同此例。

(二) 关注度指数构建

关注度指数衡量了新闻媒体文章中对于金融科技报道的比例,同时为后续情感指数的计算提供基础,主要构建流程如图2所示。为了解决本章起始所讨论的问题,不同于其他指数通过筛选关键词确定文章是否属于某一主题的朴素方法,我们嵌套使用了朴素方法与多重基于统计的主题模型。

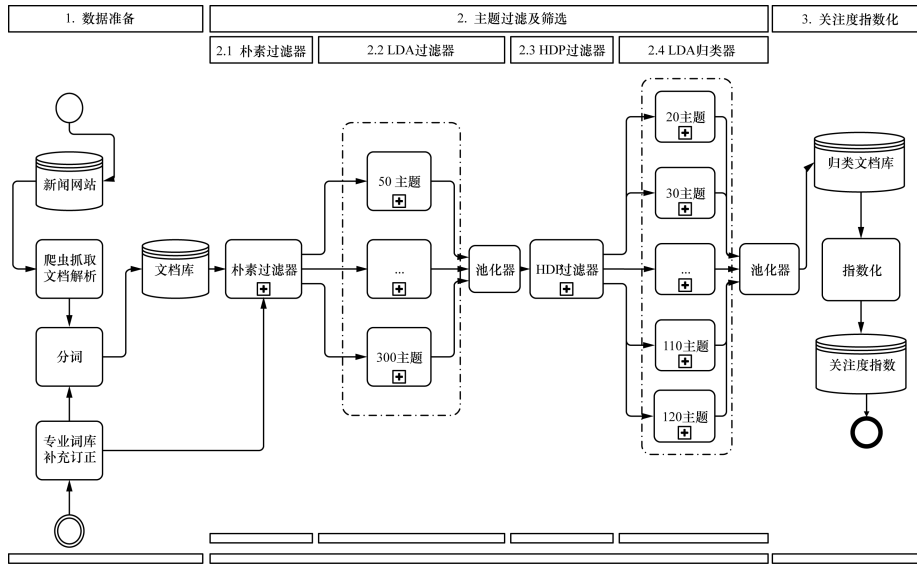


图2 关注度指数的构建流程

主题模型相较于朴素方法有三个优点,其一,主题模型总结的是文章的主题,具有更强的稳健性,比如一篇报道计算机病毒的新闻,提及黑客使用比特币作为勒索手段,朴素方法可能根据文章出现了关键词“比特币”而认为这是一篇金融科技相关文章,但主题模型则会将文章主题归结为计算机病毒、信息安全等,而不是数字货币、比特币;其二,主题模型对于新词的出现也有较高稳健性,比如,一种新的数字货币的出现可能使得朴素方法依赖的关键词表过时,而主题模型的确定则是通过全文计算,个别新词并不会影响整个文章的主题;其三,主题模型可以给出每篇文章属于某主题的概率,而非简单的二分判别,朴素方法并无法通过关键词出现的数量来量化文章属于某一类别的可能性。而相较于朴素方法,主题模型消耗的计算资源也大的多,并且越精细的主题模型,复杂度也越高。所以我们嵌套使用朴素方法与不同设定的主题模型,朴素的方法对文章进行粗筛,用颗粒度较高的主题模型再进一步筛选,颗粒度较细的主题模型最终参与文章主题的确定。图2中的2.1至2.4展示了这一嵌套筛选流程。

朴素过滤器即利用上一节中提及的关键词词典对文章主题进行初步筛

选：对每一篇文章进行全文查找，如果该篇文章的标题和正文不包含任何“关键词词典”中的词，那么我们便将这篇文章删去，其余文章进入下一步筛选。需要指出的技术细节是，全文查找前需要将文章进行分词，即把连续的文本变成一系列词的列表，而不是在连续文本中使用关键词进行字符串匹配。

LDA 过滤器是使用 Blei *et al.* (2003) 提出经典算法的 Latent Dirichlet Allocation (隐含狄利克雷分布) 判断文章主题，对文章进行进一步筛选。LDA 需要人工预设一个语料库所含主题数量 n ，之后，算法计算得出 n 个主题，每个主题使用一系列关键词对这个主题进行描述，算法同时给出语料库中每篇文章所属于的主题与其概率。图 3 是 LDA 运行结果的一个可视化结果，这是一个预设 50 主题的 LDA，其中某主题(标号 39)的前 30 关键词与其重要性如右侧所示，从这些关键词不难发现，这个主题应该是支付相关领域。

而 LDA 过滤器则是使用不同预设主题数量的 LDA 进行分析，50、100、150、200、250、300 主题的主题 LDA 被同时使用分析语料库，我们对 LDA 的主题进行逐一筛选，挑选其中属于金融科技的主题。之后我们对不同主题数量的 LDA 进行池化，保留一篇文章在不同 LDA 的前两大主题，如果这 12 个主题无一属于金融科技，那么这篇文章则被删去，其余文章进入下一步。

LDA 需要人工预设主题数量加入了主观的噪音，虽然我们使用不同主题数量共同决策尽可能降低主观的干扰，但仍不能完全排除。故我们在 2.3 中进一步引入 HDP 过滤器，Teh *et al.* (2006) 提出的 Hierarchical Dirichlet Process (层次狄利克雷过程)，该方法不需要人工预设主题数量，而是由程序自主决定。图 4 是 HDP 的运行结果，可以看出一方面算法总结出一些覆盖面较大的主题，另一方面则筛出了一些细碎的小主题。通过对关键词筛选，基本只有图示一个主题属于金融科技，对于所有文章，如果其前两大主题不包含这一主题，则删去，否则进入下一步流程。

LDA 归类器，使用与同样的 LDA 算法，只不过将主题数量设置为 20, 30, 40, ……，120，对于不同模型的主题词进行手工筛选，这样不同主题数的模型都能对每篇文章给出一个其属于金融科技的概率，对于 11 个模型的结果，我们尝试使用平均概率与最大概率两种方法确定一篇文章归属于金融科技的概率值，后文结果我们汇报的是使用平均概率方法确定的概率。

经过图 2 中的 2.1—2.4，我们计算出了每篇文章属于金融科技的概率，这个概率是后续计算关注度指数与情感指数的基础。关注度的指数化较为直接，我们将一段时间内的所有文章属于金融科技的概率进行加总，除以同期文章数量得到标准化指数，之后我们将 2013 年 1 月首期的值设为 100，各月标准化指数除以首期标准化指数并乘以 100，得到最终的关注度指数。

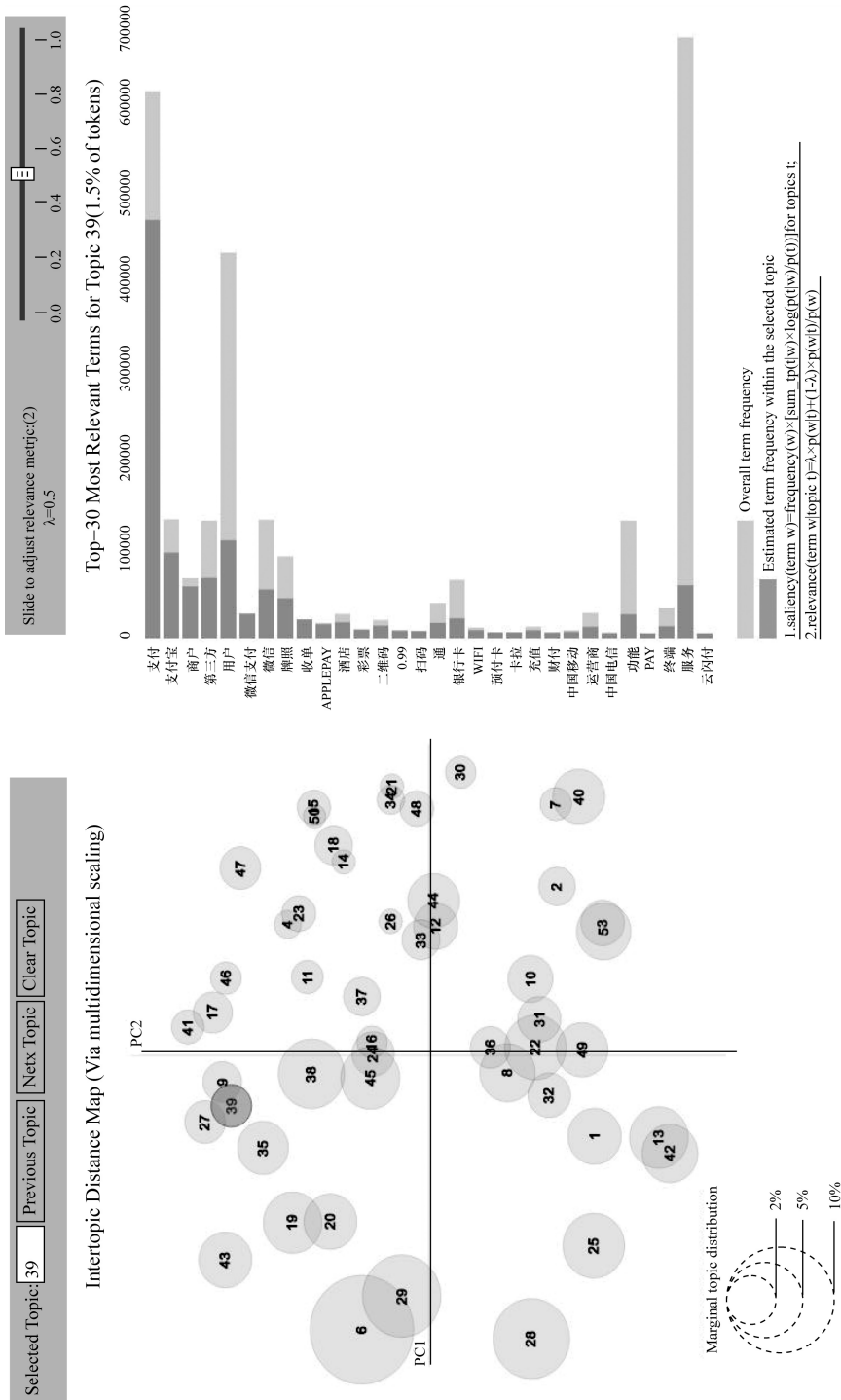


图 3 LDA 运行结果示例

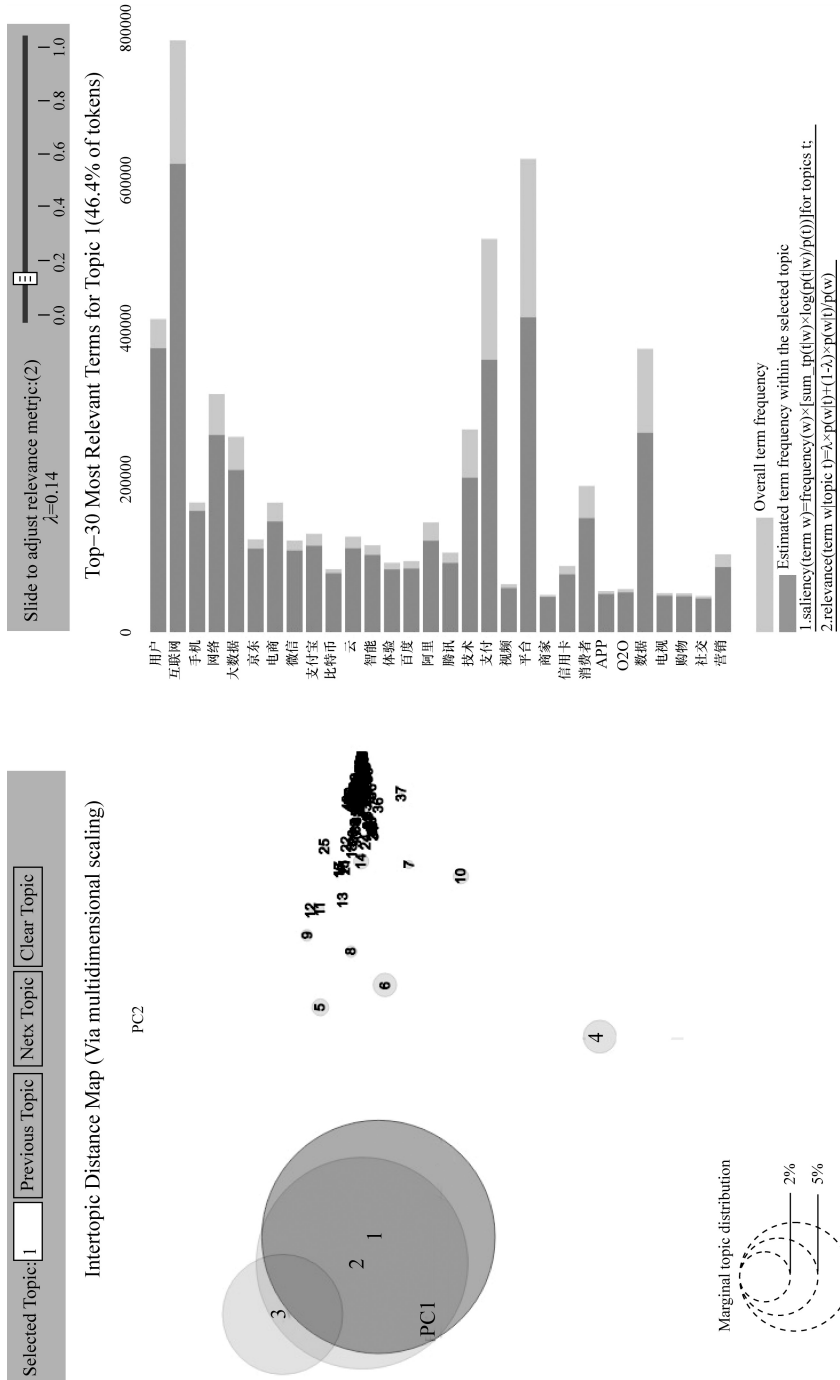


图 4 HDP 结果

图5为关注度指数的结果。从图中我们可以发现两个重要的时间点：其一，从2013年6月至2014年3月，金融科技关注度逐步攀升，2013年6月是余额宝推出的时间，而2014年3月，金融科技第一次写入政府工作报告；其二，2015年12月，“e租宝”事件爆发并发酵扩大；其三，2017年5月以来，随着比特币狂飙与现金贷等问题的再次发酵，关注度再次猛升。

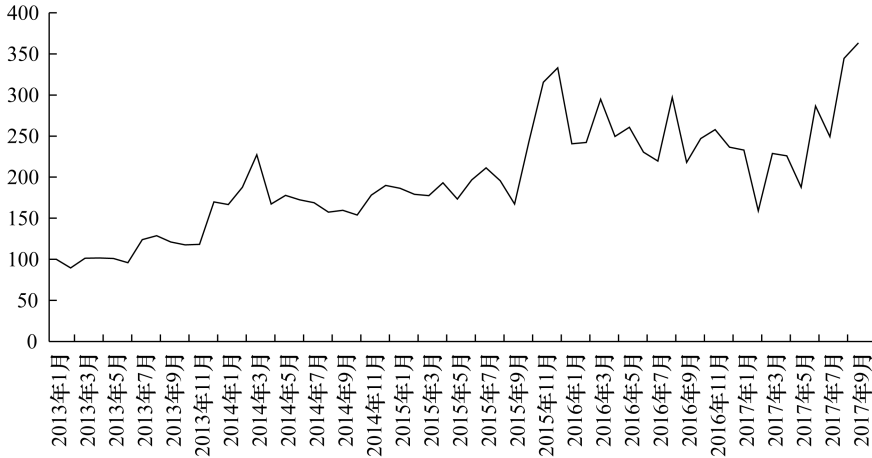


图5 关注度指数

(三) 情感指数的构建

情感指数是根据正负情感词词典分别计算正向情感与负向情感，之后加总成为净情感指数。构建的第一步是确定每个情感词每次出现所获得的权重。

$$\text{Pos}_k = \frac{c}{K_{\text{pos}} \times \sum_i \text{Count}(W_k, D_i) \times \text{Prob}_i}, \quad (1)$$

其中， Pos_k 是正向情感词 W_k 每次出现获得的权重， c 是一个常数，在负向情感词中，其取值为 $-c$ ，为使最终结果大小在一个合理范围内，我们取值 $c=100\,000$ 。 K_{pos} 为正向情感词词典中词的数量， $\text{Count}(W_k, D_i)$ 为第 i 篇文章 D_i 中关键词 W_k 出现的次数， Prob_i 为文章 D_i 属于金融科技的概率。在计算中，本步只包含2013年1月至2016年6月的文章，我们将这段时期内新闻的平均情感设定为0，即中性。

$$S_{t,\text{pos}} = \sum_i^{D_i \in C_t} \left(\text{Prob}_i \times \sum_{k=1}^{K_{\text{pos}}} \text{Pos}_k \times \text{Count}(W_k, D_i) \right). \quad (2)$$

式(2)即为计算时间段 t 内的正向情感指数 $S_{t,\text{pos}}$ 的计算方法， C_t 为时间段 t 内所有文章的集合。

关于净情感指数，我们有两种计算方法，一种是将同期正负指数加和，

获得净情感指数，这种加和方法的优点是正负明确，且高频数据低频化过程中，可以直接加和，比如三个月的指数加和即为季度指数。另一种方法是 $S_t = \frac{S_{t, \text{pos}}}{-S_{t, \text{neg}}}$ ，这样可以保证 S_t 恒为正数，为进一步处理保留了若干优良性质，且也有明确的枯荣线：1。

图6即为两种情感指数度量方式的结果，从中我们仍能发现两个重要的时间点：其一，从2014年3月，互联网金融写入政府工作报告，金融科技的正负情感进入一个上升通道；其二，2015年12月，“e租宝事件”及人们对于P2P网贷的恐慌使得金融科技的正负情感出现断崖式下落。

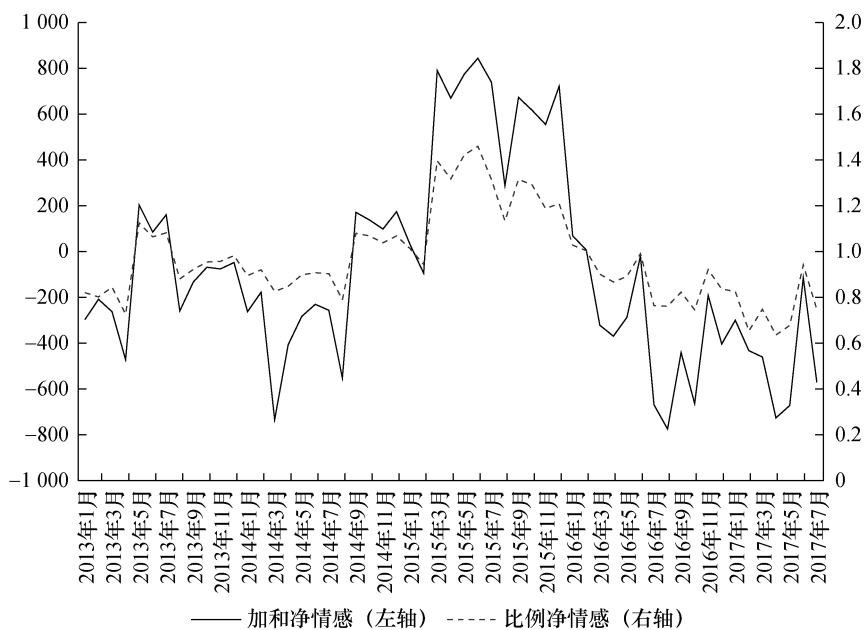


图6 净情感指数

需要说明的一点是，由于指数构建存在一系列人为设定的参数，所以其稳健性需要一定验证。我们使用的是历史验证的方法。指数第一次编制于2016年6月，主题模型的训练、主题的挑选以及情感词权值的确定均基于2013年1月至2016年6月的数据，至今指数已更新至2017年9月，而15个月的“样本外”结果依然较为准确地度量了关注度与情感的变化，所以我们算法的稳健性是经历了真实的时间考验的。

四、媒体情绪对P2P网贷的影响

为了探索媒体情绪对于市场的影响，我们分析了情感指数对于P2P网络借贷成交量变动值的影响。

(一) 数据介绍

本文的数据主要来自两个方面,上文构造的金融科技情绪指数,与来自网贷之家的P2P网贷交易数据。

分析中使用的情绪指数,除上文提及的关注度指数与比例净情感指数外,为了避免交易数据与情绪数据因果倒置,同时也研究情绪变动的滞后效应,我们额外引入了提前5、10、15、20、25天的情绪指数。例如,没有提前天数的5月情绪指数,是使用5月1日—31日的新闻文本计算,而提前5天则是使用4月26日至5月26日的数据计算5月指数,提前10天则是使用4月21日至5月21日的数据计算5月指数,依此类推。

而在计量中使用的,是本期较上期变动的百分比,即为 $\ln(\text{本期指数}) - \ln(\text{上期指数})$,这种使用方式一方面便于解释,另一方面也避免了比例净情感大于1、小于1变动时值的非对称。因为指数计算与市场稳定性的原因,在实际回归中我们只使用2013年3月开始的数据;同时,由于交易数据截至2016年12月8日,故而我们的月度数据只使用到2016年11月。

交易数据整理自网贷之家提供的3346家P2P网贷平台的日度数据(其中,正常平台2435家,问题平台911家),对于这些数据我们进行了如下筛选:(1)删去所有的问题平台;(2)删去其建立以来有完整一个月没有交易的平台;(3)删去数据长度小于5个月的平台。最终我们得到了867家平台,2013年3月至2016年11月的月度数据。回归中使用的变量有,成交量增长率,即为 $\ln(\text{本期成交量}) - \ln(\text{上期成交量})$;上期贷款余额,取 \ln ,以衡量平台现有的资金规模;本期贷款期限,单位为月。本期出借人利率变动值是指本期出借人利率—上期出借人利率;出借人利率是指平台许诺给出借人的利率的平均值,一般而言,平台不公布借款人实际需要承担的利率。

同时,我们引入了shibor(上海银行间拆放利率)(一星期)来衡量市场基本面松紧的情况。回归中使用上期shibor。

回归中所使用的变量及基本描述统计如表2所示:

表2 主要变量描述统计

变量	观测值	均值	标准差	最小值	最大值
时间序列变量					
关注度增长率_前0天	45	0.0235	0.1356	-0.3224	0.3544
关注度增长率_前5天	45	0.0224	0.1335	-0.2224	0.3188
关注度增长率_前10天	45	0.0215	0.1298	-0.2385	0.3641
关注度增长率_前15天	45	0.0192	0.1312	-0.2726	0.5107
关注度增长率_前20天	45	0.0193	0.1300	-0.2657	0.5041
关注度增长率_前25天	45	0.0192	0.1202	-0.2778	0.4420
净情感增长率_前0天	45	0.0031	0.2730	-0.2613	0.4377

(续表)

变量	观测值	均值	标准差	最小值	最大值
净情感增长率_前5天	45	0.0047	0.2734	-0.2809	0.4619
净情感增长率_前10天	45	0.0056	0.2406	-0.2688	0.4400
净情感增长率_前15天	45	0.0026	0.2464	-0.2502	0.4326
净情感增长率_前20天	45	-0.0023	0.2382	-0.2396	0.4556
净情感增长率_前25天	45	-0.0020	0.2247	-0.1944	0.4332
上期Shibor	45	3.2688	0.9919	2.0970	6.7978
平台层面变量					
成交量增长率	18167	0.1277	0.6935	-6.3601	10.5667
上期贷款余额(ln)	17861	17.5040	2.1166	3.9587	23.8099
本期出借人利率变动	18167	-0.1531	1.6650	-76.2852	37.0655
贷款期限	19008	4.1299	4.5310	0.0300	49.3335

(二) 基本回归结果

早期研究多聚焦于某 P2P 网贷平台内部，出借人的投资决策，使用类似拍卖理论的研究手段分析潜在借款人的一些信用特征与非信用特征对于出借人是否对其进行放贷(拍卖是否成交)、放贷利率高低(信誉溢价)的影响。然而，2013 年以后，大量 P2P 网贷平台成为事实上的金融中介(郭峰，2017)。严重者直接向出借人筹集资金，进行金额错配、期限错配放款并保本保息；而自动投标“帮助”决策则成为大多数平台的标配。由于 P2P 借贷单笔出借金额规模十分有限，单笔“借款”满标时间也很有限，出借人将资金投放到某平台的某借款人时，其行为并不构建于信任该借款人的相关描述，而是相信该平台的风险控制能力或者其对于回报的承诺⁵。故而与 Wang *et al.* (2016)类似，我们分析的基本对象是平台，而非贷款或者出借人决策。对于媒体情绪对成交量变动的影响，分析所用基准模型如下：

$$\Delta \text{trading_volume}_{i,t} = \alpha_i + \beta_1 \Delta \text{attention}_t + \beta_2 \Delta \text{emotion}_t + \beta_3 \text{shibor}_{t-1} + \gamma M_{i,t} + c, \quad (3)$$

其中， α_i 为平台固定效应； $\Delta \text{trading_volume}$ 即为成交量增长率； $\Delta \text{attention}$ 为关注度增长率， $\Delta \text{emotion}$ 为净情感增长率； $M_{i,t}$ 为表 2 中包含的其他平台相关的控制变量。一个基本的回归结果如表 3 所示。

⁵ 虽然自 2015 年 12 月以来，保本保息被明确禁止，但大多数平台在申明非刚性兑付的同时，宣传文字暗示平台进行风险兜底，会在违约发生时补偿损失。

表3 基本回归结果

	成交量增长率					
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
关注度增长率	0.3610*** (0.0333)		0.3526*** (0.0332)	0.3068*** (0.0288)		0.2986*** (0.0287)
净情感增长率		0.3179*** (0.0448)	0.3067*** (0.0448)		0.2975*** (0.0415)	0.2872*** (0.0415)
上期 shibor				-0.1270*** (0.0128)	-0.1397*** (0.0131)	-0.1389*** (0.0131)
贷款期限				0.0101** (0.0042)	0.0098** (0.0043)	0.0098** (0.0043)
上期贷款余额(log)				-0.2733*** (0.0139)	-0.2758*** (0.0139)	-0.2748*** (0.0139)
本期出借人利率变动				0.0056 (0.0057)	0.0055 (0.0057)	0.0057 (0.0057)
Constant	0.1222*** (0.0005)	0.1297*** (0.0003)	0.1242*** (0.0006)	5.2088*** (0.2689)	5.2955*** (0.2703)	5.2713*** (0.2703)
平台固定效应	是	是	是	是	是	是
标准误差聚集到平台	是	是	是	是	是	是
观测值	18 167	18 167	18 167	17 861	17 861	17 861
R ²	0.0389	0.0372	0.0421	0.2359	0.2350	0.2386

注:*** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$ 。

从表3中,我们可以发现,不论是否控制其他平台相关变量,关注度的提升与净情感的上升(情感转向乐观)均可以使平台成交量上升,系数在统计学意义与经济学意义上均显著,模型(4)和(5)表明,控制其他变量不变,1%的关注度或净情感变动,可以分别引起0.3068%与0.2975%的成交量变化。同时,我们发现,上期shibor对于成交量变动有负向影响,代表着shibor上升,资本面收紧,P2P网贷交易活跃程度下降;同时,上期贷款余额对于成交量变动也有负向影响,即较大规模的平台成交量变动更小。贷款期限的系数虽然也显著,但是其单位为月,经济学意义上并不十分显著。

表3中所使用的关注度与净情感的变动与成交量变动同期,存在互为因果的可能性,即是媒体情绪影响出借人决策继而反映在成交量变动上,还是媒体只是单纯描述市场,并不确定。故而我们使用提前 n 天的情绪度量值来分析其对交易的影响,这一方面很大程度上排除了交易量增长率影响情绪变化的可能性,另一方面,也为分析情绪作用的持续性,做了初步探索。表4分别使用了提前0天、5天、10天、15天、20天、25天的情绪度量。

表4 情绪指数时间滞后结果

	成交量增长率					
	0天	5天	10天	15天	20天	25天
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
关注度增长率	0.2986*** (0.0287)	0.3126*** (0.0311)	0.3216*** (0.0326)	0.2688*** (0.0342)	0.1931*** (0.0334)	0.1779*** (0.0343)
净情感增长率	0.2872*** (0.0415)	0.2279*** (0.0340)	0.2355*** (0.0350)	0.3569*** (0.0390)	0.2548*** (0.0480)	0.1273*** (0.0433)
上期shibor	-0.1389*** (0.0131)	-0.1336*** (0.0130)	-0.1321*** (0.0130)	-0.1360*** (0.0130)	-0.1323*** (0.0130)	-0.1302*** (0.0130)
贷款期限	0.0098** (0.0043)	0.0098** (0.0042)	0.0099** (0.0042)	0.0099** (0.0042)	0.0102** (0.0042)	0.0101** (0.0042)
上期贷款余额(log)	-0.2748*** (0.0139)	-0.2740*** (0.0139)	-0.2734*** (0.0139)	-0.2731*** (0.0139)	-0.2721*** (0.0139)	-0.2729*** (0.0139)
本期出借人利率变动	0.0057 (0.0057)	0.0055 (0.0057)	0.0055 (0.0057)	0.0054 (0.0057)	0.0054 (0.0057)	0.0054 (0.0057)
Constant	5.2713*** (0.2703)	5.2409*** (0.2703)	5.2265*** (0.2702)	5.2348*** (0.2702)	5.2078*** (0.2698)	5.2152*** (0.2699)
平台固定效应	是	是	是	是	是	是
标准误差聚集到平台	是	是	是	是	是	是
观测值	17861	17861	17861	17861	17861	17861
R ²	0.2386	0.2386	0.2378	0.2394	0.2358	0.2337

注：*** $p < 0.01$ ，** $p < 0.05$ ，* $p < 0.1$ 。

从表4可以发现，从提前5天到提前25天，情绪指数的影响始终显著，数值正负也同预期。同时值得注意的一件事是，关注度与净情感的影响随着提前天数的增加而减弱。于是我们进行仅单独控制关注度、净情感的回归，系数随提前天数的变化如图7所示。

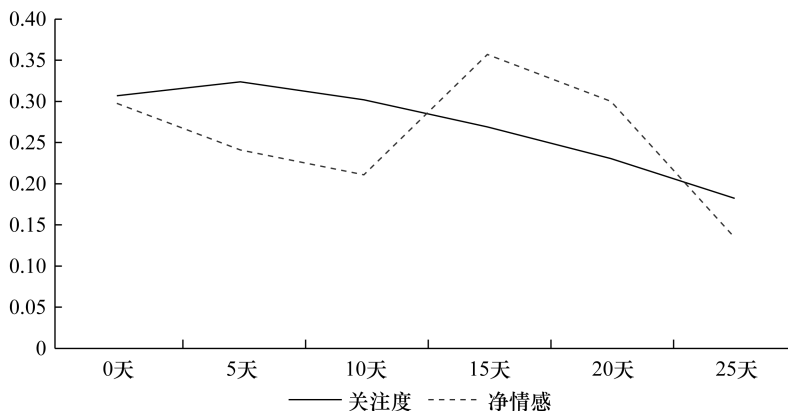


图7 不同提前天数的情绪系数

(三) 问题平台相关分析

问题平台由于其自身属性和正常平台可能有较大差异，同时已结束运营

的平台,其数据往往更难准确、完整地采集,所以不宜与正常平台共同分析。但是由于问题平台确实是一个很值得研究的问题,具有较强的现实意义,同时正常平台与问题平台回归结果的对照,也是一个值得注意的比较。故此,我们使用如下条件对问题平台数据进行筛选:(1)删除利率小于4%和大于36%的数据,如此操作是想滤去那些诈骗集资公司;(2)删除时间长度小于5个月的平台;(3)删除爆发问题当月和最初一个月的数据,避免问题爆发和平台初成立的影响。由此得到的706家平台层面变量为:

表5 问题平台相关变量统计描述

变量	观测值	均值	标准差	最小值	最大值
平台层面变量					
成交量增长率	7 678	0.0597	0.8630	-8.1402	9.2301
上期贷款余额(log)	7 578	16.1595	1.8824	4.6055	24.7158
本期出借人利率变动	7 678	-0.5717	1.8304	-27.7078	26.0035
贷款期限	8 366	2.9034	3.0421	0.2970	88.1585

需要指出的是,虽然706家问题平台的数量和一些报道、论文中关于问题平台数量的描述相差较多,但是,对于究竟有过多少家“P2P网贷平台”和某家平台究竟算不算“P2P网贷”是一个有颇多争议的问题,与其纠结这些,不如以数据质量为筛选标准,将注意力集中在那些可以分析、有分析价值的样本之上。

表6中,第(1)~(3)列为删除长度小于5个月的平台的样本,第(4)~(6)列只删去了长度小于3个月的,以检验稳健性。对比针对正常平台分析的结果(表3),有如下几个区别值得注意,首先,关注度的影响力略有上升,而正负情感变动所带来的影响则显著提升;其次,shibor利率对于问题平台没有显著的影响;最后,上期贷款余额的负向相关性更为明显。而横向对比不同筛选样本的结果,发现二者相差无几。

表6 对于问题平台的基础回归

	成交量增长率					
	删除长度小于5个月的平台			删除长度小于3个月的平台		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
关注度增长率	0.3269*** (0.0684)		0.3668*** (0.0685)	0.3411*** (0.0688)		0.3798*** (0.0688)
净情感增长率		0.5307*** (0.0689)	0.5583*** (0.0695)		0.5244*** (0.0692)	0.5525*** (0.0698)
上期shibor	-0.0065 (0.0136)	-0.0158 (0.0136)	-0.0205 (0.0136)	-0.0084 (0.0137)	-0.0175 (0.0137)	-0.0223 (0.0137)
贷款期限	0.0139 -0.0092	0.0141 -0.0091	0.014 -0.0092	0.0138 -0.0092	0.014 -0.0091	0.0139 -0.0092
上期贷款余额(log)	-0.4255*** (0.0207)	-0.4268*** (0.0207)	-0.4276*** (0.0207)	-0.4320*** (0.0208)	-0.4333*** (0.0208)	-0.4340*** (0.0208)

(续表)

	成交量增长率					
	删除长度小于5个月的平台			删除长度小于3个月的平台		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
本期出借人利率变动	-0.0001 (0.0013)	-0.0001 (0.0013)	-0.0001 (0.0013)	-0.0003 (0.0012)	-0.0003 (0.0013)	-0.0003 (0.0013)
Constant	6.9075*** (0.3533)	6.9622*** (0.3530)	6.9820*** (0.3526)	7.0089*** (0.3552)	7.0633*** (0.3549)	7.0820*** (0.3544)
平台固定效应	是	是	是	是	是	是
标准误聚集到平台	是	是	是	是	是	是
观测值	7578	7578	7578	7678	7678	7678
R ²	0.2948	0.2986	0.3018	0.3193	0.3226	0.3259

注：*** $p < 0.01$ ，** $p < 0.05$ ，* $p < 0.1$ 。

表7分析了提前0—25天的情绪变动，对于问题平台的成交量变化的影响，从中可以发现，首先，shibor和上期贷款余额的影响，净情感的影响被放大等结论与表6中的结果一致；其次，关注度和净情感随着时间滞后的增大，影响也递减，并且相较正常平台，关注度在问题平台的影响表现上衰减的更快。

表7 问题平台的时间滞后分析

	成交量增长率					
	0天 (1)	5天 (2)	10天 (3)	15天 (4)	20天 (5)	25天 (6)
关注度增长率	0.3668*** -0.0685	0.2728*** -0.0679	0.2532*** -0.0674	0.1488** -0.064	0.0816 -0.0638	0.0626 -0.0737
净情感增长率	0.5583*** -0.0695	0.4985*** -0.0745	0.4224*** -0.079	0.4307*** -0.0846	0.4165*** -0.089	0.1131 -0.0791
上期shibor	-0.0205 -0.0136	-0.0158 -0.0135	-0.0077 -0.0136	-0.0063 -0.0136	-0.0065 -0.0136	-0.0045 -0.0138
贷款期限	0.014 -0.0092	0.0139 -0.0092	0.0139 -0.0091	0.0139 -0.0091	0.014 -0.0092	0.0139 -0.0091
上期贷款余额(log)	-0.4276*** -0.0207	-0.4270*** -0.0207	-0.4258*** -0.0208	-0.4251*** -0.0208	-0.4252*** -0.0207	-0.4250*** -0.0207
本期出借人利率变动	-0.0001 -0.0013	-0.0001 -0.0013	-0.0002 -0.0012	-0.0001 -0.0012	-0.0002 -0.0012	-0.0001 -0.0013
Constant	6.9820*** -0.3526	6.9598*** -0.3536	6.9143*** -0.3543	6.9014*** -0.3543	6.9053*** -0.3535	6.8980*** -0.3534
平台固定效应	是	是	是	是	是	是
标准误聚集到平台	是	是	是	是	是	是
观测值	7578	7578	7578	7578	7578	7578
R ²	0.3018	0.2984	0.2969	0.2964	0.2955	0.2927

注：*** $p < 0.01$ ，** $p < 0.05$ ，* $p < 0.1$ 。

(四) 稳健性检验

稳健性检验主要基于六个方面。第一，2015年12月一系列P2P网贷平

台的跑路风潮导致这一市场受到空前关注,这一风潮随着e租宝跑路达到一个高潮。12月28日,《网络借贷信息中介机构业务活动管理暂行办法(征求意见稿)》发布,P2P借贷第一份监管办法出台,明确了P2P网贷信息中介的身份。跑路潮高点、监管办法出台前后,情绪对于市场影响的可能发生变化,故而我们加入哑变量“1512后”,将2016年1月及以后值设为1,否则为0。将该哑变量和其与情绪变量和贷款余额的交互项放入回归(见表8)。

表8 稳健性检验:2015年12月之后

	成交量增长率					
	0天 (1)	5天 (2)	10天 (3)	15天 (4)	20天 (5)	25天 (6)
关注度增长率	0.2104*** (0.0457)	0.1691*** (0.0438)	0.1501*** (0.0409)	0.1548*** (0.0408)	0.1269*** (0.0400)	0.1542*** (0.0454)
1512后×关注度增长率	0.5026*** (0.0663)	0.8064*** (0.0729)	0.0183*** (0.0829)	0.7441*** (0.0837)	0.4859*** (0.0747)	0.1652** (0.0714)
净情感增长率	0.5409*** (0.0672)	0.5718*** (0.0759)	0.6051*** (0.0748)	0.5966*** (0.0715)	0.5039*** (0.0717)	0.1005* (0.0571)
1512后×净情感增长率	-0.6301*** (0.0864)	-0.6270*** (0.0857)	-0.5534*** (0.0822)	-0.4402*** (0.0827)	-0.5177*** (0.0896)	0.1571* (0.0813)
1512后	-0.6830*** (0.1613)	-0.6740*** (0.1613)	-0.6590*** (0.1614)	-0.6682*** (0.1609)	-0.7042*** (0.1599)	-0.6975*** (0.1602)
上期shibor	-0.1244*** (0.0117)	-0.1240*** (0.0117)	-0.1209*** (0.0116)	-0.1158*** (0.0114)	-0.1113*** (0.0114)	-0.1076*** (0.0114)
贷款期限	0.0095** (0.0043)	0.0093** (0.0043)	0.0091** (0.0043)	0.0094** (0.0043)	0.0096** (0.0042)	0.0098** (0.0042)
上期贷款余额(log)	-0.3026*** (0.0162)	-0.3022*** (0.0162)	-0.3021*** (0.0162)	-0.3012*** (0.0161)	-0.3000*** (0.0161)	-0.2998*** (0.0162)
1512后×上期贷款余额	0.0436*** (0.0090)	0.0434*** (0.0090)	0.0429*** (0.0090)	0.0436*** (0.0090)	0.0448*** (0.0089)	0.0447*** (0.0089)
本期出借人利率变动	0.0057 (0.0056)	0.0057 (0.0056)	0.0059 (0.0056)	0.0055 (0.0056)	0.0049 (0.0055)	0.0050 (0.0055)
Constant	5.6697*** (0.2948)	5.6655*** (0.2945)	5.6538*** (0.2947)	5.6189*** (0.2935)	5.5866*** (0.2931)	5.5773*** (0.2944)
平台固定效应	是	是	是	是	是	是
标准误聚集到平台	是	是	是	是	是	是
观测值	17861	17861	17861	17861	17861	17861
R ²	0.2510	0.2548	0.2563	0.2529	0.2457	0.2406

注:*** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$ 。

2015年12月之后,关注度的影响上升,净情感的影响下降,在部分结果出现系数变负。在一定程度上表明,跑路潮与监管出台之后的投资人,事实上变得更加不理性,相较于新闻报道蕴含的正负态度,他们更容易受到报道热度的影响。

第二,在不同分组中考察关键结论的显著性。我们分别考察了按平均利

率、日均交易量、样本期内最大贷款余额、平台成立时间进行分组,不同组内回归结果的稳健性。我们分别考察了3分组、5分组与10分组;考察了单独放入关注度、单独放入净情感、同时放入两者的模型设定;也考察了提前 n 天的结果。结果表明,在不同模型设定、不同提前天数及不同分组数量中,前文发现的主要结论均得到保持。限于篇幅,我们这里仅汇报提前0天,5分组,放入两个情绪度量,按平均成交量进行分组的结果。

日均成交量的定义是,将平台成交量大于0的天记为交易日,将这些交易日的交易量累积,除以交易日的数量即为日均成交量。这一指标衡量了平台的活跃程度。从表9结果我们可以发现,日均成交量较低的平台受到关注度的影响较大,而净情感的影响并不显著;同时,shibor的影响(绝对值)随着平台日均成交量的增大而增大。

表9 稳健性检验：日均成交量分组

	成交量增长率				
	低——		——高		
	日均成交量	日均成交量	日均成交量	日均成交量	日均成交量
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
关注度增长率	0.5038*** (0.1019)	0.2806*** (0.0692)	0.3097*** (0.0658)	0.2126*** (0.0596)	0.2922*** (0.0477)
净情感增长率	0.1673 (0.1403)	0.3043*** (0.1156)	0.3868*** (0.0951)	0.2265*** (0.0707)	0.2996*** (0.0762)
上期 shibor	-0.0871 (0.0619)	-0.0878*** (0.0293)	-0.0621*** (0.0218)	-0.1463*** (0.0287)	-0.1475*** (0.0243)
贷款期限	0.0190 (0.0138)	-0.0006 (0.0114)	0.0071 (0.0076)	0.0008 (0.0070)	0.0149** (0.0067)
上期贷款余额(log)	-0.4351*** (0.0403)	-0.3408*** (0.0342)	-0.2769*** (0.0286)	-0.2850*** (0.0316)	-0.2213*** (0.0225)
本期出借人利率变动	0.0049 (0.0159)	0.0178* (0.0106)	-0.0005 (0.0079)	-0.0055 (0.0150)	0.0108 (0.0135)
Constant	6.8780*** (0.6780)	5.8381*** (0.5736)	4.9236*** (0.5089)	5.5852*** (0.6266)	4.8047*** (0.4991)
平台固定效应	是	是	是	是	是
标准误差聚集到平台	是	是	是	是	是
观测值	2 126	3 050	3 507	4 096	5 081
R^2	0.3203	0.2580	0.2158	0.2485	0.2426

注：*** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$ 。

第三,平台筛选可能带来的影响。为了保证单个平台有足够的样本分析量,我们在第四部分第(二)节中的分析只保留长度大于5个月的平台,但这在一定程度上可能造成样本有偏,有损相关结论的说服力;故而表10展示了只删去长度小于3个月的平台、不以长度删除的平台的结果。从中可以发现,各主要变量的系数变化不大,删去长度小于5的平台,并不会对于结果有大的影响。

表10 稳健性检验:删除不同长度样本的回归

	成交量增长率					
	删除长度小于3个月的平台			保留所有平台		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
关注度增长率	0.3090*** (0.0291)		0.2980*** (0.0289)	0.3090*** (0.0291)		0.2980*** (0.0289)
净情感增长率		0.3024*** (0.0421)	0.2891*** (0.0420)		0.3024*** (0.0421)	0.2891*** (0.0421)
上期shibor	-0.1293*** (0.0128)	-0.1422*** (0.0131)	-0.1413*** (0.0131)	-0.1293*** (0.0128)	-0.1422*** (0.0131)	-0.1413*** (0.0131)
贷款期限	0.0110*** -0.0043	0.0107** -0.0043	0.0108** -0.0043	0.0110*** -0.0043	0.0107** -0.0043	0.0108** -0.0043
上期贷款余额(log)	-0.2759*** (0.0139)	-0.2785*** (0.0139)	-0.2775*** (0.0139)	-0.2759*** (0.0139)	-0.2785*** (0.0139)	-0.2775*** (0.0139)
本期出借人利率变动	0.0076 (0.0058)	0.0074 (0.0058)	0.0077 (0.0058)	0.0076 (0.0058)	0.0074 (0.0058)	0.0077 (0.0058)
Constant	5.2436*** (0.2681)	5.3314*** (0.2697)	5.3078*** (0.2696)	5.2437*** (0.2682)	5.3314*** (0.2698)	5.3079*** (0.2697)
平台固定效应	是	是	是	是	是	是
标准误差聚类到平台	是	是	是	是	是	是
观测值	18525	18525	18525	18533	18533	18533
R ²	0.2421	0.2414	0.2448	0.2428	0.2421	0.2455

注:*** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$ 。

第四,将主要回归中使用的当期平台利率变动(本期利率-上期利率),变成上期平台利率,相关的回归结果在表11中展示。从中我们可以发现,首先,之前各主要结论保持稳健;其次,问题平台与正常平台的差异依然保持;最后,与之前不同的是,对于正常平台而言,上期平台利率有一个很小的负向影响(1个百分点的上期利率上升,会使成交量增长率下降0.87%)

表11 稳健性检验:上期平台利率作为控制变量

	成交量增长率					
	正常平台			问题平台		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
关注度增长率	0.3105*** (0.0289)		0.3022*** (0.0288)	0.3269*** (0.0684)		0.3668*** (0.0685)
净情感增长率		0.2882*** (0.0416)	0.2773*** (0.0416)		0.5311*** (0.0689)	0.5588*** (0.0695)
上期shibor	-0.1167*** (0.0125)	-0.1304*** (0.0129)	-0.1290*** (0.0128)	-0.0071 (0.0135)	-0.0166 (0.0135)	-0.0213 (0.0135)
贷款期限	0.0100** -0.0043	0.0097** -0.0043	0.0098** -0.0043	0.014 -0.0092	0.0142 -0.0091	0.0142 -0.0092
上期贷款余额(log)	-0.2764*** (0.0141)	-0.2786*** (0.0141)	-0.2777*** (0.0142)	-0.4254*** (0.0207)	-0.4267*** (0.0207)	-0.4275*** (0.0207)
上期平台利率	-0.0095*** (0.0028)	-0.0083*** (0.0027)	-0.0087*** (0.0028)	0.0007 (0.0011)	0.0008 (0.0011)	0.0008 (0.0011)
Constant	5.3692*** (0.2854)	5.4334*** (0.2860)	5.4165*** (0.2861)	6.8936*** (0.3565)	6.9469*** (0.3560)	6.9666*** (0.3556)

(续表)

	成交量增长率					
	正常平台			问题平台		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
平台固定效应	是	是	是	是	是	是
标准误差聚集到平台	是	是	是	是	是	是
观测值	17 861	17 861	17 861	7 578	7 578	7 578
R ²	0.2369	0.2358	0.2394	0.2949	0.2986	0.3018

注：*** $p < 0.01$ ，** $p < 0.05$ ，* $p < 0.1$ 。

第五，是以余额宝利率替代 shibor。放入 shibor 的逻辑是作为常用的市场流动性衡量指标，shibor 的变动可能对于平台的交易造成影响，之前的回归结果中，我们也见到了预期中的结果；而放入余额宝的目的则是衡量 P2P 网贷的其他替代品，或者说，将资金放入网贷市场的机会成本。表 12 展示了放入余额宝的回归结果。从中我们可以发现，之前关于其他变量的主要结论依然稳健，正常平台与问题平台在相关变量系数上的差异保持稳定，有意思的是余额宝的系数呈现了预期中的负向：余额宝利率越高，P2P 交易越不活跃，同时这种负向影响在正常平台上表现得更为显著，问题平台的投资者可能对于风险有更高的偏好，相对风险更低的货币基金产品或许难以满足他们对于利益的追逐。

表 12 稳健性检验：余额宝作为机会成本衡量

	成交量增长率					
	正常平台			问题平台		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
关注度增长率	0.3208*** (0.0285)		0.3203*** (0.0283)	0.3264*** (0.0686)		0.3637*** (0.0686)
净情感增长率		0.3231*** (0.0412)	0.3117*** (0.0412)		0.6134*** (0.0712)	0.6381*** (0.0718)
同期余额宝利率	-0.1676*** (0.0154)	-0.1754*** (0.0156)	-0.1771*** (0.0156)	-0.0489*** (0.0201)	-0.0651*** (0.0202)	-0.0661*** (0.0202)
贷款期限	0.0075* -0.0043	0.0071 -0.0044	0.0071 -0.0044	0.0123 -0.0093	0.0122 -0.0091	0.0122 -0.0092
上期贷款余额(log)	-0.3141*** (0.0161)	-0.3168*** (0.0161)	-0.3166*** (0.0161)	-0.4382*** (0.0220)	-0.4428*** (0.0219)	-0.4428*** (0.0219)
本期出借人利率变动	0.0059 (0.0056)	0.0057 (0.0055)	0.006 (0.0055)	-0.0002 (0.0012)	-0.0002 (0.0013)	-0.0002 (0.0013)
Constant	6.1203*** (0.3246)	6.2014*** (0.3260)	6.1990*** (0.3262)	7.2918*** (0.4031)	7.4367*** (0.4016)	7.4330*** (0.4016)
平台固定效应	是	是	是	是	是	是
标准误差聚集到平台	是	是	是	是	是	是
观测值	17 814	17 814	17 814	7 476	7 476	7 476
R ²	0.2496	0.2487	0.2528	0.2964	0.3017	0.3048

注：*** $p < 0.01$ ，** $p < 0.05$ ，* $p < 0.1$ 。

第六,在数据清洗过程中,我们将样本期内存在连续一个月没有交易情况的平台剔除。这样做主要是数据来源所导致。数据来源虽然均为网贷之家,但根据平台规模和其与网贷之家的合作程度,数据获取方式有API和抓取两种。前者使用数据接口,平台交易情况直接对接进网贷之家系统,较为准确;而后者为网贷之家使用爬虫进行抓取,由于平台页面结构调整、反爬虫技术、反爬取脚本等技术原因,抓取可能存在问题。所以当数据出现较长中断时,我们很难确定是技术原因导致出现较大偏误,还是真的没有交易。在依据此原则删去的1090家平台中,只有10%是API接口平台,而在全部正常平台中,这个比例约为50%。同时,笔者抽取了若干家被删去平台进行手工复检,发现这些在记录中(截至2016年12月)正常的平台,发展至今很多停业或爆发其他问题。但根据审稿人意见,我们还是考虑了这一操作可能带来的影响,表13汇报回归结果,我们分别将全样本(不删去这些平台)、删去中断月份(ninc)大于等于5的、删去中断 & 非API平台,删去中断月份大于等于5以及中断 & 非API平台。从表中我们可以发现,引入更多噪音的数据得到的结果也更加具有波动剧烈。由于没有交易记录的月份,平台其他控制变量也均为0(为了数据连续性,需要ln处理的变量,为0时更改为1),所以情绪变量与shibor成了影响的主因素。可以发现,当我们愈发将样本收敛至一个合理的范围时,获得的结果也愈加近似于之前分析中所用样本获得的结果。

表13 稳健性检验:无交易记录月份

	成交量增长率				
	全样本 (1)	ninc<5 (2)	API平台 (3)	API&ninc<5 (4)	ninc=0 (5)
关注度增长率	0.8784*** -0.1076	0.8598*** -0.1187	0.5415*** -0.0631	0.4428*** -0.0512	0.2986*** (0.0287)
净情感增长率	0.6596*** -0.1303	0.5360*** -0.1432	0.3254*** -0.0768	0.2984*** -0.0695	0.2872*** (0.0415)
上期shibor	0.0149 -0.019	-0.0133 -0.0216	0.0422** -0.0205	0.0275* -0.0154	-0.1389*** (0.0131)
贷款期限	0.0149 -0.0127	0.0108 -0.009	0.0241** -0.0093	0.0171*** -0.0066	0.0098** (0.0043)
上期贷款余额(log)	-0.1113*** -0.0107	-0.1118*** -0.0119	-0.0788*** -0.0112	-0.0775*** -0.011	-0.2748*** (0.0139)
本期出借人利率变动	0.0609* -0.0315	0.0429* -0.0236	0.2004*** -0.0543	0.1500*** -0.0402	0.0057 (0.0057)
Constant	1.5569*** -0.2019	1.7697*** -0.2309	1.2409*** -0.2211	1.3030*** -0.2103	5.2713*** (0.2703)

(续表)

	成交量增长率				
	全样本 (1)	ninc<5 (2)	API平台 (3)	API&ninc<5 (4)	ninc=0 (5)
平台固定效应	是	是	是	是	是
标准误差聚集到平台	是	是	是	是	是
观测值	42 250	31 085	21 798	20 299	17 861
R ²	0.0928	0.0757	0.1804	0.1384	0.2386

注：*** $p < 0.01$ ，** $p < 0.05$ ，* $p < 0.1$ 。

五、总结与讨论

本文构建了第一支刻画金融科技媒体情绪的指数，并通过一系列回归与稳健性检验表明，媒体情绪对于P2P网络借贷具有显著的影响，具体而言，控制其他因素，关注度上升、净情感转向乐观，会增大平台交易量的增长率。同时情绪的影响在正常平台与问题平台上有不同的表现，关注度对于二者的影响类似，但是净情感对于问题平台则有更大的冲击。同时，我们也发现，shibor、上期贷款余额等金融变量在正常平台与问题平台的表现也有明显区别。上述结论在监管前后、情绪滞后、平台样本选择、平台利率衡量和投资机会成本衡量等检验中保持稳健。

上述结果具有以下四方面意义。首先，金融科技情绪指数的构建为研究者、从业者、监管者提供了新的研究抓手。金融科技诞生、发展自网络，业态不成熟且发展迅速，而较低的门槛也使得市场参与者有很多是并无相关金融知识乃至不具备风险意识的普通居民，媒体对于舆论的导向具有较传统金融更为关键的作用。情绪指数一方面尽可能地全面收集各个来源的新闻对其属于金融科技的概率进行科学计量，另一方面将海量的新闻量化为关注度与情感指数，供相关人员使用。目前，据作者所知，已有两篇使用周度情绪指数的文章进入审稿状态，而月度指数由于公开发布，并无相关工作论文的统计。

其次，对情绪如何影响市场进行了初步探索。分析结果在不同的时间滞后、不同的平台分组以及监管政策出台前后均具有较好的稳健性与经济学指导意义。同时在时间滞后与分组中，情绪指数与相关金融变量系数呈现的规律性为下一步研究打开了新的方向。在自动投标高度普及，许多平台将贷款申请打包成类理财产品的今天，出借人在一个平台出借资金并不因其信任贷款标的对应的借款人，更多的则是信任平台会妥善使用并汇报其资金，所以P2P网贷对出借人行为的分析，应当以平台为尺度而不是以借款人为尺度。

再次,问题平台对于净情感的更高的敏感性和对于shibor、余额宝利率等金融环境变量的不甚敏感对行业层面的风险规避有所启发。虽然问题平台集中爆发的密集期已经过去,目前行业中正常运营的平台体量不足以对庞大的金融系统造成实质影响,但因为网贷平台涉及大量普通居民,如何将目前大量而不合规的网贷中可能包含的风险进行缓释,应当是之后监管层需要考虑的关键问题之一,而媒体风向的把握,则无疑是这一缓释过程需要关注的点。

最后,情绪指数的构建事实是提供了类似问题的研究方法论,即我们只需要简单的一些改动,便能从分析金融科技转变成其他可能的话题,只需要一个专业词典支持分词,一个原始情感词词表作为寻找近义词的起点,以及在对主题模型结果的判断。基于开源共享的精神,本指数分析阶段所使用的代码,将会开源。

后续的研究方向可以从如下三个角度着手,首先,分析平台自身属性导致的情绪指数不同的影响,比如国有资本与非国有资本控股平台对于关注度、净情感的反应可能有所不同;其次,受限于数据可得性,目前金融科技较为易得且较为充足的数据源只有P2P网贷,如果其他研究者拥有非公开数据,不妨从其他角度,分析其他金融科技子市场受媒体情绪的影响;最后,结合网贷论坛、讨论群等更加直接的投资人情绪数据,研究网贷合规落地、风险缓释中情绪的影响与控制,具有相当大的现实意义。

参考文献

- [1] Baker, M., and J. Wurgler, "Investor Sentiment in the Stock Market", *The Journal of Economic Perspectives*, 2007, 21(2), 129—151.
- [2] Baker, S. R., N. Bloom, and S. J. Davis, "Measuring Economic Policy Uncertainty", *The Quarterly Journal of Economics*, 2016, 131(4), 1593—1636.
- [3] Barsky, R. B., and E. R. Sims, "Information, Animal Spirits, and the Meaning of Innovations in Consumer Confidence", *The American Economic Review*, 2012, 102 (4), 1343 —1377.
- [4] 北京大学互联网金融研究中心课题组,“互联网金融发展指数的编制与分析”,《新金融评论》,2016年第1期,第101—129页。
- [5] Blei, D. M., A. Y. Ng, and M. I. Jordan, "Latent Dirichlet Allocation", *Journal of Machine Learning Research*, 2003,3, 993—1022.
- [6] Da, Z., J. Engelberg, and P. Gao, "The Sum of All FEARS Investor Sentiment and Asset Prices", *The Review of Financial Studies*, 2014, 28(1), 1—32.
- [7] 段江娇、刘红忠、曾剑平,“投资者情绪指数,分析师推荐指数与股指收益率的影响研究——基于我国东方财富网股吧论坛、新浪网分析师个股评级数据”,《上海金融》,2014年第11期,第60—64页。
- [8] 段江娇、刘红忠、曾剑平,“中国股票网络论坛的信息含量分析”,《金融研究》,2017年第10期,第178—192页。

- [9] 郭峰,《中国式P2P网络借贷与中国式监管》,北京大学博士后出站报告,2017年。
- [10] 黄益平、王海明、沈艳、黄卓,《互联网金融十二讲》。北京:中国人民大学出版社,2016年。
- [11] Kearney, C., and S. Liu, “Textual Sentiment in Finance: A Survey of Methods and Models”, *International Review of Financial Analysis*, 2014, 33, 171—185.
- [12] Keynes, J. M. . *The General Theory of Money, Interest and Employment*. Reprinted in The Collected Writings of John Maynard Keynes, 1936.
- [13] Kim, S. H., and D. Kim, “Investor Sentiment from Internet Message Postings and the Predictability of Stock Returns”, *Journal of Economic Behavior & Organization*, 2014, 107, 708—729.
- [14] Loughran, T., and B. McDonald, “When is a Liability Not a liability? Textual Analysis, Dictionaries, and 10-Ks”, *The Journal of Finance*, 2011, 66(1), 35—65.
- [15] Loughran, T., and B. McDonald, “Textual Analysis in Accounting and Finance: A Survey”, *Journal of Accounting Research*, 2016, 54(4), 1187—1230.
- [16] Manela, A., and A. Moreira, “News Implied Volatility and Disaster Concerns”, *Journal of Financial Economics*, 2017, 123(1), 137—162.
- [17] Mikolov, T., I. Sutskever, K. Chen, G. S. Corrado, and J. Dean, “Distributed Representations of Words and Phrases and Their Compositionality”, in *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2013, 3111—3119.
- [18] Nardo, M., M. Petracco-Giudici, and M. Naltsidis, “Walking Down Wall Street with a Tablet: A Survey of Stock Market Predictions Using the Web”, *Journal of Economic Surveys*, 2016, 30(2), 356—369.
- [19] Oliveira, N., P. Cortez, and N. Areal, “Stock Market Sentiment Lexicon Acquisition Using Microblogging Data and Statistical Measures”, *Decision Support Systems*, 2016, 85, 62—73.
- [20] Renault, T., “Intraday Online Investor Sentiment and Return Patterns in the US Stock Market”, *Journal of Banking & Finance*, 2017, 84, 25—40.
- [21] Schumaker, R. P., and H. Chen, “A Quantitative Stock Prediction System Based on Financial News”, *Information Processing & Management*, 2009, 45(5), 571—583.
- [22] Schumaker, R. P., and H. Chen, “Textual Analysis of Stock Market Prediction Using Breaking Financial News: The AZFin Text System”, *ACM Transactions on Information Systems (TOIS)*, 2009, 27(2), 12.
- [23] 唐国豪、姜富伟、张定胜,“金融市场文本情绪研究进展”,《经济学动态》,2016年第11期,第137—147页。
- [24] Teh, Y. W., M. I. Jordan, M. J. Beal, and D. M. Blei, “Hierarchical Dirichlet Processes”, *Journal of the American Statistical Association*, 2006, 101(476), 1566—1581.
- [25] Tetlock, P. C., “Giving Content to Investor Sentiment: The Role of Media in the Stock Market”, *The Journal of Finance*, 2007, 62(3), 1139—1168.
- [26] 王夫乐、王相悦,“社会情绪是否会影股市收益——来自新浪微博的证据”,《山西财经大学学报》,2017年第39卷第2期,第35—46页。
- [27] Wang, J., Y. Shen, and Y. Huang, “Evaluating the Regulatory Scheme for Internet Finance in China: The Case of Peer-to-Peer Lending”, *China Economic Journal*, 2016, 9(3), 272—287.
- [28] 谢平、邹传伟,“互联网金融模式研究”,《金融研究》,2012年第12卷第11期,第1页。
- [29] 许承明、南京晓、田婧倩,“互联网基金对股票市场的影响——基于大数据情绪指数的实证研究”,《南京审计大学学报》,2016年第6期,第33—40页。

- [30] 游家兴、吴静,“沉默的螺旋:媒体情绪与资产误定价”,《经济研究》,2012年第7期,第141—152页。
- [31] 曾建光,“网络安全风险感知与互联网金融的资产定价”,《经济研究》,2015年第7期,第131—145页。

Characterizing the Media Sentiment on FinTech and Its Impact on Online Lending Market

JINGYI WANG* YIPING HUANG
(*Peking University*)

Abstract Based on over 17 million news articles from main media in China, we construct the China FinTech Sentiment Index which characterize the media's attention and attitude on FinTech. Then we analysis its impact on the market. We use panel data consists of 1573 Peer-to-Peer lending platform as well as variables like Shibor and interest of Yu'eobao. We find that attention and net sentiment both have positive affection on normal platforms and this effect decay as time goes. For problematic platforms, most results hold, however the net sentiment matters more.

Key Words fintech, media sentiment, Peer-to-Peer lending

JEL Classification C43, G02, G23

* Corresponding Author: Jingyi Wang, National School of Development, Peking University, Beijing Haidian district, No.5 Yiheyuan road, Peking University, Beijing, 100871, China; Tel: 86-15201317797; E-mail: wangjy1992@gmail.com