



北京大学数字金融研究中心
Institute of Digital Finance, Peking University

北京大学互联网金融情绪指数 (2017年5月)

王靖一^① 窦笑添^② ^③

摘要：互联网金融，自其作为一个概念被提出，其发展便伴随着媒体的不同声音。为了能够科学、准确、量化地刻画互联网金融情绪发展变化的脉络，我们利用近 1600 万条新闻全文数据，借助自然语言处理、深度学习等方法，编制了一套覆盖 2013 年 1 月至 2017 年 4 月的互联网金融情绪指数，指数包含了对于互联网金融整体与 P2P 网络借贷、互联网支付等 12 个子类的关注度与正负情感的度量。指数表明，互联网金融的整体关注情况呈现出波动上扬的趋势，而对其整体的正负情感态度，则振动较为剧烈。而互联网金融各子类，在关注程度与正负情感态度上，则有着较大分化。

关键词：互联网金融、情绪指数、主题模型、词向量模型

2017 年 5 月

^① 王靖一，北京大学国家发展研究院博士研究生

^② 窦笑添，康奈尔大学硕士研究生，北京大学数字金融研究中心助研

^③ 本课题为北京大学数字金融研究中心课题《北京大学互联网金融情绪指数》资助下的阶段性成果；作者感谢黄益平、沈艳、黄卓、谢绚丽、孔涛、王海明、郭峰、鄂维南、任洁、王旭、曹琦、杨雨成、予象、周伊敏在指数编制过程中的建议与帮助。

目录

1.引言	1
2.关注度指数构建方法.....	2
2.1 数据准备	3
2.2 主题过滤及筛选	4
2.2.1 朴素过滤器	5
2.2.2 LDA 过滤器	6
2.2.3 讨论: 为什么不将 LDA 的结果直接输出作为关注度指数.....	9
2.2.4 HDP 过滤器介绍	9
2.2.5 LDA 归类器	12
2.2.6 未来扩展: 动态主题模型 (DTM)	14
2.3 关注度指数化	14
3.正负情感指数构建	15
3.1 词向量模型关键词拓展	16
3.2 情感指数的计算.....	18
3.3 词向量版本的情感描述.....	19
4.主要指数结果汇报	19
4.1 关注度指数	19
4.2 正负情感指数	20
5.展望与扩展: 开源	21
参考文献.....	22
北京大学数字金融研究中心简介	24

图表目录

图表 1 关注度指数计算流程图	3
图表 2 数据准备阶段流程	3
图表 3 主题过滤及筛选流程	5
图表 4 LDA 模型示意	7
图表 5 一个 LDA 模型的结果示例	8
图表 6 中国餐厅过程	10
图表 7 中国餐厅集团过程	11
图表 8 HDP 结果	11
图表 9 LDA 归类器识别了支付子类下的不同主题	13
图表 10 动态主题模型	14
图表 11 关注度指数化	15
图表 12 情感指数构建流程	16
图表 13 CBOW 和 SKIP-GRAM 模型示意图	17
图表 14 三层神经网络示意	17
图表 15 词向量模型,“庞氏骗局”近义词输出结果	18
图表 16 互联网金融情绪指数-关注度指数	20
图表 17 互联网金融情绪指数-正负情感指数	20

1. 引言

互联网金融,自作为一个独立概念,在四十人论坛 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 月期间,增长了 4.3 倍(郭峰等(2016));而同时,截止至 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))。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。另一方面,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,虽然互联网金融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,我们编制了本北京大学互联网金融情绪指数(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 2013 年 1 月 1 日,至 2017 年 4 月 30 日,1594 万余条新闻数据,原始数据规模逾 500GB,数据来源为和讯网^①。虽然和讯网自身对于新闻有所分类,并且“互联网金融”单独成类,但数据收集整理过程中我们发现,这一分类存在着较大的遗漏,例如在 2013 年 10 月 25 日之前,“互联网金融”类目下不存在任何新闻,我们分析中的一个重要环节,便是重新在全部新闻中寻找“互联网金融”相关新闻,并将其归类到互联网金融几个子类之中。

分析方法上,我们主要使用了 Baker et al. (2015)构建经济政策不确定性指数时使用的关键词查找法,自然语言处理中较为经典的隐含狄利克雷分布(LDA)和层次狄利克雷过程。综合使用这三种算法,我们在数据处理能力和算法精度间

^① 作者本人与所在单位与和讯网无合作关系或直接利益关系,选择其作为数据来源,是综合考虑新闻覆盖广度、报道专业性、收集处理可行性的结果,数据获得方式为友好、无欺诈的爬虫。作者仅保证对于和讯网目前公开、正常网页的完整准确采集,而对于和讯网收集过程中的完整、准确则无法做出相应承诺。采集时间为 2016 年 6-7 月,此间部分过去时间的网页已无法正常访问,对于这部分网页的缺失原因与缺失带来的影响,作者无法准确度量,但缺失数量小于样本总体的 0.1%。

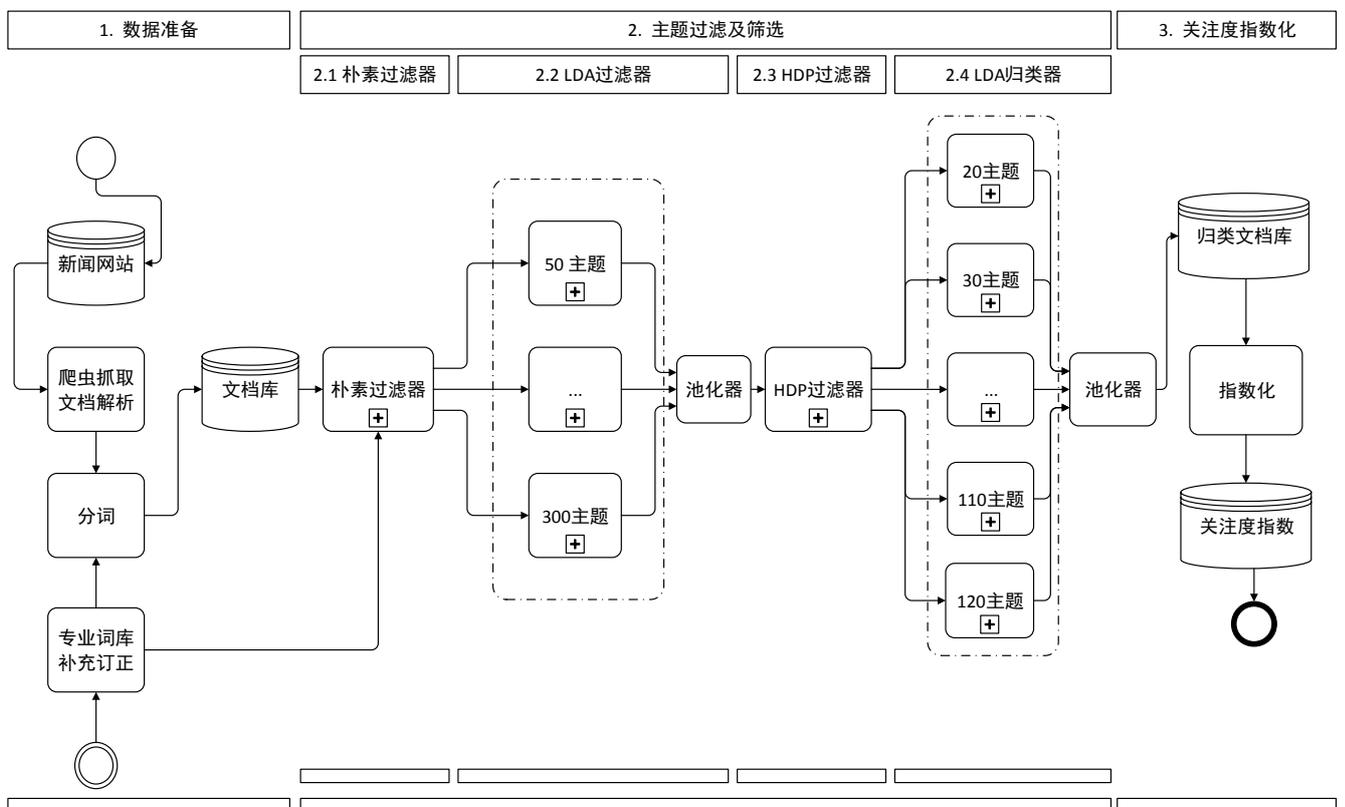
找到一个较为适宜的平衡。随着本文所使用开源工具 Gensim^①的发展，未来还会引入动态主题模型（DTM）。

文章后续安排如下，第二节介绍指数的指标构建方法，第三节汇报指数的主要结果，并做出初步分析。

2. 关注度指数构建方法

情绪指数的目的，是以度量互联网金融及其重要组成部分，在不同时期的受关注情况；同时，描绘新闻媒体对于它们的正负评价情况。那么，构建工作其实可以分为三个步骤，第一步，从 1400 万条新闻中，寻找互联网金融相关的新闻；第二步，将这些新闻归类至互联网金融的不同子类中；第三步，构建对新闻的正负情感的量化描述。

其中，前两步对于指数的正确性有着很重要的影响，在近 1500 万各色新闻中寻找互联网金融这样一个不算主流的主题，并进一步区分至各个子主题，要求算法一方面能够高效处理大量数据，另一方面在一定规模的数据量的计算中，收敛至一个较为精确的结果，为此我们设计了一套如图表 1 所示的流程。



^① <http://radimrehurek.com/gensim/>

图表 1 关注度指数计算流程图

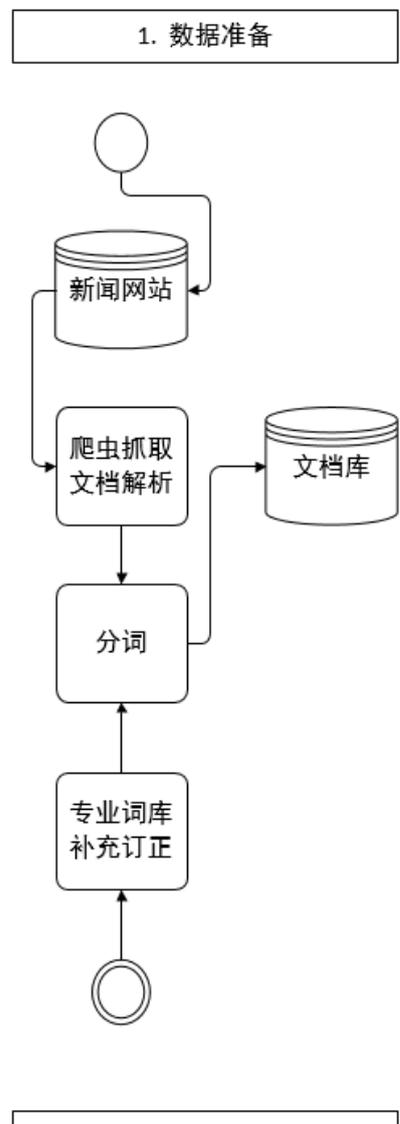
按照功能划分，该流程可以被视为三个部分：1. 对数据进行准备，从网页抓取到生成分词完毕的待处理数据；2. 对数据进行主题过滤及其结果的筛选，这一部分为该流程的核心，完成了识别文章主题并正确归类的任务；3. 对归类完毕的文档进行指数化，刻画关注度指数。下文将具体地对每个流程进行详细介绍。

2.1 数据准备

本部分完成了从采集网络数据到构建筛选用文档数据库的工作，主要包括新闻网站的选取，爬虫抓取与文档解析，互联网金融专业词库补充订正，分词几个部分。

新闻网站的选取，需要综合考察三个方面，第一是网站所覆盖的广度，是否能够较为全面的将媒体的声音容纳；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，特别是这些报道集中在那些我们不关注的领域，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，这里需要再次强调的是，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互联网金融相关新闻，我们并不能做出相关推断。

爬虫抓取和文档解析并无特别的地方，且受网站结构、网页模板限制没有什么可扩展的余地，所以这部分省略。唯一需要说明的是，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。文



图表 2 数据准备阶段流程

档解析则使用 BeautifulSoup^①，在本地对网页进行操作。

分词算法，我们使用较为准确易用的 jieba 分词^②。专业词库的打造及对部分词义的补充修订，则是数据准备阶段较具特色的一环。分词一直是中文自然语言处理相当重要的一环，虽然算法经历了多年发展，已经相当成熟，但如果我们能够先验地给出一个分词词典，仍能极大提高算法效率与准确度。而互联网金融作为一个新兴的、发展迅速的领域，既有分词词典并不能完整包含；加之，分词词典往往包含着该词出现的先验概率以解决中文分词中的歧义问题，但是我们针对的文档集中在互联网及金融领域，某些关键词出现概率应当有所调节。词库扩充中，我们首先增补了互联网子类和其从业者的公司名和代表人物名字，例如，我们的自定义词库包含了黄益平等（2016）中纳入考量的 3600 余家 P2P 网贷平台平台名、公司名；其次，我们继而在一个较为纯净、稠密的互联网金融语料库——《互联网金融十二讲》使用 jieba 分词的搜索引擎模式，自主识别新词，对分词结果进行逐一人工筛查，判别其是否属于互联网金融专业分词词典、正负情感词词典；最后，在前两步的基础上，我们对 2013 年 1 月至 2016 年 6 月和和讯网归类为互联网金融的文章进行切词，并对出现频率大于 20 的词汇进行人工筛查，判别是否应纳入分词专业词库与正负情感词词典。

如是，我们完成了数据准备阶段，构建了用于后续分析的文档库。

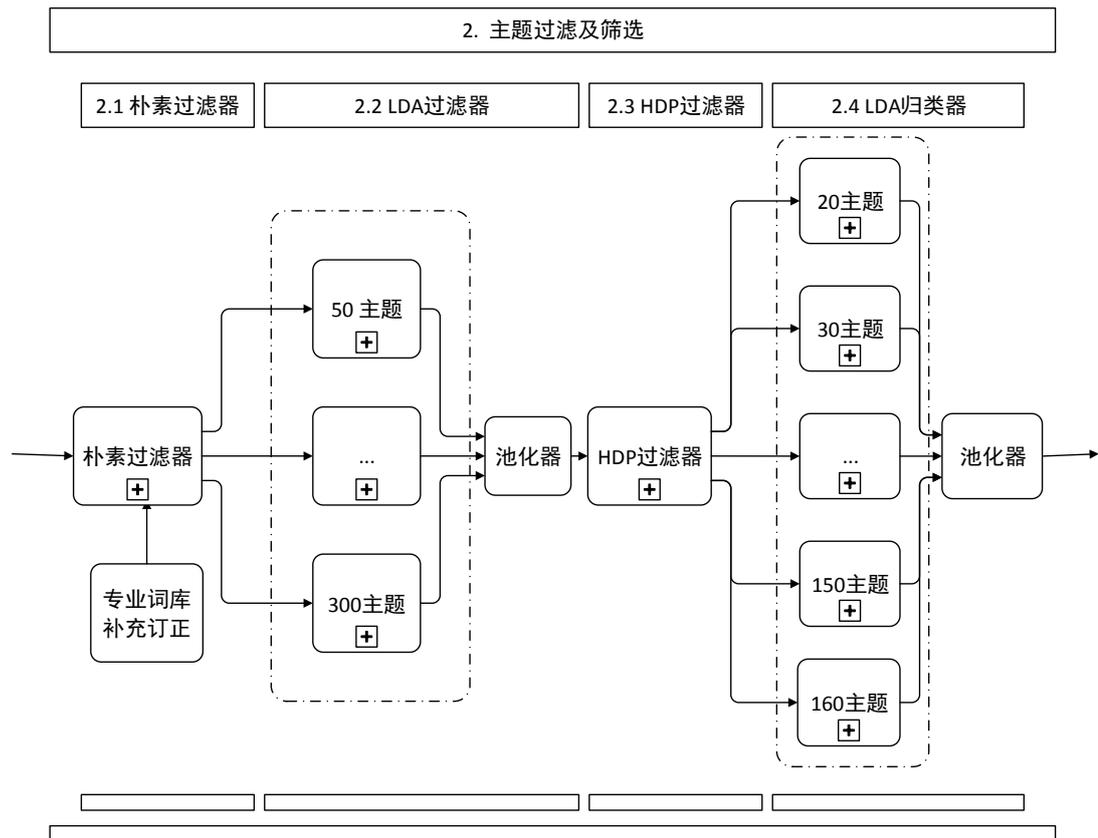
2.2 主题过滤及筛选

主题过滤及筛选为整体流程中最为重要的一环，其输入为数据准备阶段完成的文档库，而输出则是分类完毕的文档，这个环节实际上决定了那些文档是否属于互联网金融范围，以及具体属于互联网金融的那个子领域。主要可以细分为四个子环节：朴素过滤器、LDA 过滤器、HDP 过滤器、LDA 归类器，类似于其命名方式，前三个环节主要完成了从文档集中过滤出可能与互联网金融相关的子集，在前三部得到一个较为纯净的文档集的基础上，最后一步归类器计算文档归属于某个主题的对应该概率。

其主要流程如图表 3 所示：

^① <https://www.crummy.com/software/BeautifulSoup/>

^② <https://github.com/fxsjy/jieba>



图表 3 主题过滤及筛选流程

2.2.1 朴素过滤器

朴素过滤器为本流程的第一个环节，其所面对的处理量是较大的，近 1500 万份文档，如果使用后文的 LDA 主题模型进行处理，一方面计算资源和时间的消耗是很惊人的，另一方面，如此大量的语料库^①，所应预设的包含主题也是相当大的，即便 LDA 模型能够计算成功，对其千余乃至数千主题进行人工筛选，也是

预览已结束，完整报告链接和二维码如下：

https://www.yunbaogao.cn/report/index/report?reportId=1_1915

