

引用格式: 田晶晶, 洪瑶瑶, 韦海霞, 等. 消费品投诉识别与缺陷特征发现——基于BERTopic模型[J]. 标准科学, 2025(6): 116–125.

TIAN Jingjing, HONG Yaoyao, WEI Haixia, et al. Consumer Product Complaint Identification and Defect Feature Discovery—Based on the BERTopic Model [J]. Standard Science, 2025(6): 116–125.

消费品投诉识别与缺陷特征发现 ——基于 BERTopic 模型

田晶晶¹ 洪瑶瑶^{2*} 韦海霞³ 刘成伟³ 林春伟³

(1.国家市场监督管理总局缺陷产品召回技术中心; 2.中国科学技术大学 管理学院; 3.一汽大众汽车有限公司)

摘 要: 【目的】为改进消费品质量和服务、提升消费者满意度和品牌竞争力提供依据, 助力消费品市场有序健康发展。

【方法】以2016—2021年从政府官方平台获取的23,736条投诉文本为基础, 应用BERTopic模型进行主题挖掘, 识别主要主题及演化趋势, 并借助投诉主题网络分析缺陷特征之间的关联性。【结果】消费品投诉主要集中在电子产品的质量缺陷和售后服务不足, 消费者对手机电池问题导致的自动关机关注度较高, 投诉主题网络揭示了投诉内容之间的复杂关系, 维修、售后等问题在网络中占据桥梁地位, 消费者重视品牌, 并对品牌和产品类别的投诉表现出显著差异。【结论】所构建的主题模型能够较好地识别投诉的类别、品牌、缺陷特征等, 并详细展示了各投诉内容之间的关联性。后续将进一步扩大研究样本范围, 从更广泛的渠道获得投诉文本并进行信息挖掘。

关键词: 消费品缺陷; BERTopic模型; 文本挖掘; 投诉主题网络

DOI编码: 10.3969/j.issn.1674-5698.2025.06.016

Consumer Product Complaint Identification and Defect Feature Discovery — Based on the BERTopic Model

TIAN Jingjing¹ HONG Yaoyao^{2*} WEI Haixia³ LIU Chengwei³ LIN Chunwei³

(1. Defective Product Recall Technical Center, State Administration for Market Regulation; 2. School of Management, University of Science and Technology of China; 3. Faw-volkswagen Co., Ltd.)

Abstract: [Objective] This study aims to provide a basis for improving the quality and service of consumer goods, enhancing consumer satisfaction and brand competitiveness, and promoting the orderly and healthy development of the consumer goods market. [Methods] Utilizing 23,736 consumer complaint texts obtained from government official platforms between 2016 and 2021, this study applies the BERTopic model for topic mining to identify key themes and their evolutionary trends. Furthermore, a network analysis of complaint topics is conducted to examine the associations between defect characteristics. [Results] The analysis reveals that consumer complaints predominantly focus on quality defects in electronic products and

基金项目: 本文受国家发展和改革委员会社会治理和智慧社会科技支撑重点项目“消费者投诉举报信息智能挖掘关键技术研究及应用示范”(项目编号: 2024YFC3307800); 国家市场监督管理总局科技计划项目“缺陷汽车产品召回过程追溯关键技术研究及应用”(项目编号: 2024MK188)资助。

作者简介: 田晶晶, 博士, 副研究员, 研究方向为缺陷产品召回信息管理、数据挖掘应用等。

洪瑶瑶, 通信作者, 博士研究生, 研究方向为缺陷产品召回、博弈论、大语言模型、机器学习等。

韦海霞, 硕士, 高级工程师, 研究方向为缺陷汽车召回。

刘成伟, 硕士, 高级工程师, 研究方向为缺陷汽车质量管理。

林春伟, 硕士, 高级工程师, 研究方向为缺陷汽车质量控制。

inadequate after-sales service. Consumers exhibit a high level of concern regarding automatic shutdown issues caused by mobile phone battery problems. The complaint topic network uncovers complex relationships within complaint content, highlighting that issues related to repair and after-sales service serve as bridging nodes in the network. Additionally, consumers demonstrate a strong emphasis on brands, with notable differences in complaint patterns across brands and product categories. [Conclusion] The constructed topic model effectively identifies complaint categories, brands, and defect characteristics while elucidating the intricate relationships among different complaint contents. Future research will expand the sample scope and incorporate complaint texts from broader sources to enhance information mining.

Keywords: consumer product defects; BERTopic model; text mining; complaint topic network

0 引言

中国提出构建以国内大循环为主体、国内国际双循环相互促进的新发展格局,进一步加强内需对经济增长的推动力。2023年1月31日,习近平主持中共中央政治局第二次集体学习并发表重要讲话,习近平总书记强调,建立和完善扩大居民消费长效机制,使居民有稳定收入能消费、没有后顾之忧敢消费、消费环境优获得感强愿消费。消费品的量质齐增是扩大内需战略的关键^[1],在经济运行中扮演着“市场调节器”与“宏观经济运行指示器”的重要角色,保证消费品质量安全对于保障和改善民生有重要作用^[2]。国家市场监督管理总局印发的《市场监督管理投诉信息公示暂行规则》^[3],要求消费品投诉信息公开化,公示成为常态,不公示才是特例,遵循“谁处理、谁公示”的原则,提升消费市场的透明度,保护消费者知情权。

投诉是消费者对质量缺陷表达不满的重要途径^[4-5],投诉信息是消费者在使用后对消费品或服务表达不满的载体^[6],包含负面缺陷信息的投诉比正面营销信息更能获得潜在购买者的关注。投诉会引起政府介入、诱发企业舆情危机,对企业品牌声誉造成致命打击^[7]。口碑营销对品牌带来的正面效应往往经不起一次负面投诉的冲击^[8-9]。投诉产生的负面口碑通过社交媒体的传播扩大了影响人群范围^[10],从而更大范围地削减消费者对品牌的忠诚度^[11]。投诉比差评需要消费者投入更多的精力,只有在严重质量缺陷并损害权益时,消费者才会进行投诉^[12]。不同于第三方平台或社交媒体上进行情绪宣泄的差评^[13],投诉是消费者向政府部门

寻求维权的重要信号,表明差评已经无法满足消费者的诉求。对投诉文本进行挖掘是发现消费品质量缺陷的重要方式,为消费者进行购买决策提供参考,同时帮助企业正视缺陷,降低消费市场信息不对称程度^[14],维护消费者的合法权益。

在此背景下,本文基于国家市场监督管理总局获得的消费者投诉文本,研究消费品存在的质量缺陷问题。本文数据具有如下优势:第一,数据的可靠性。数据来自政府部门及其官方平台,不同于第三方投诉平台(如黑猫投诉)中包含较多的噪声信息。第二,数据的相关性。相比前人研究,本研究数据拥有较高的缺陷信息含量和较低的消费情绪倾向,能够准确定位品牌及其缺陷情况。

1 文献综述

1.1 消费者投诉研究现状

投诉作为消费者表达不满、维护自身权益的重要渠道,其对企业经营、市场表现及消费者保护机制等方面具有重要影响。现有研究围绕消费者投诉的影响机制、检测与分析方法、企业应对策略等方面展开,取得了丰富的研究成果。在消费者投诉的影响机制方面,研究发现消费者投诉对企业的销售、运营及市场表现具有显著影响。消费者投诉不仅可能直接导致销量下降,还可能通过影响企业声誉和品牌形象间接作用于市场表现。在消费者投诉的检测与分析方法方面,研究者利用自然语言处理(NLP)方法对非结构化投诉文本进行了深入探索,包括基于社交媒体评论的缺陷识别系统^[4]、基于图论的半监督学习方法^[15],以及结合句

子和单词级别的注意力机制的投诉识别模型^[16],有效提升了消费者投诉的自动化检测与分析能力。企业采取积极的召回措施有助于降低因缺陷产品投诉引发的市场损失^[17],引入基于人工智能的智能客服系统能减少投诉量并提升客服绩效^[10]。此外,企业对负面投诉的回应方式需慎重选择,幽默回应可以在一定程度上提升品牌知名度,但也可能损害消费者对品牌的信任^[18]。

1.2 主题模型研究现状

主题模型作为一种无监督的机器学习方法,在文本分析中发挥了重要作用,能够通过构建词共线矩阵来识别文本中的潜在主题,帮助研究者完成文本分类、信息关联和整合^[19]。当前,学术界广泛应用的主题模型主要包括LDA和BERTopic模型。

LDA模型是经典的主题挖掘方法,通过引入狄利克雷先验分布对词语进行向量化并计算其概率,构建主题的词语分布^[20]。该模型已在用户内容与行为分析中取得较多成果,如Jia^[21]利用LDA分析中美顾客评论以揭示文化差异,Kirilenko等^[22]利用LDA提取游客负面评论中的不满主题。

基于Transformer架构的BERTopic模型通过预训练方式学习文本的语言特征。BERTopic模型先在无标签的语料库中进行训练,然后通过有标签的数据进行微调^[23],利用经过预训练的句子嵌入模型将文本向量化,以向量聚类方式学习文本中的语言特征^[24],从而挖掘潜在主题。Grootendorst^[25]提出了BERTopic模型,使用预训练语言模型生成文档嵌入,并对嵌入进行聚类,

最后基于c-TF-IDF生成主题。Wang等^[26]利用BERTopic分析图书馆与信息科学领域的发展趋势。Sanchez-Franco等^[27]应用该模型挖掘消费者评论中的主观体验信息。

2 研究设计

2.1 数据获取与预处理

本文数据来自国家市场监督管理总局、缺陷产品管理中心、中国政府网等官方网站及公众号,以及邮件、电话、信访获得的投诉文本,时间跨度为2016—2021年,在去掉部分重复投诉信息后共获取投诉文本23,736条。图1展示了主题挖掘与分析流程。

借助Python对投诉文本进行数据清洗和预处理,将重复及无意义的投诉文本剔除。使用中文分词工具jieba对文本进行分词,借助哈工大停用词表清洗掉部分无研究价值的符号、语气词等。除此之外,对文本先进行数十次训练,记录对于主题聚类无意义的词汇,例如时间信息词“2016”“上旬”“十月”,网站信息词“com https”,程度信息词“经常”“不到”“可能”等,加入停用词表,最大程度降低无意义词对模型训练结果的影响。

2.2 BERTopic模型

BERTopic模型是1种先进的深度学习算法^[25],可以对大批量文本进行计算并提取其中的关键信息,挖掘文本背后的隐藏问题,助力决策者制定科学的战略规划^[28-29]。BERTopic基于Bidirectional Encoder

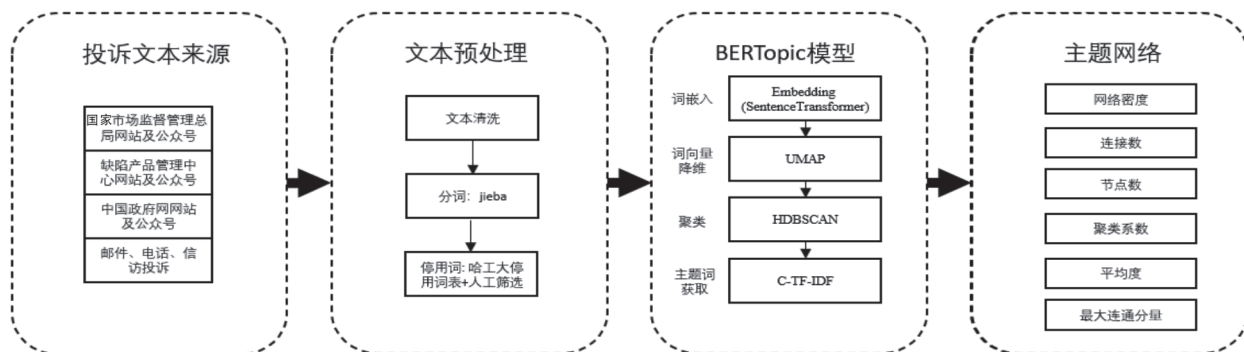


图1 主题挖掘与分析流程

Representations from Transformers (BERT) 语句嵌入模型, 利用Transformer和c-TF-IDF创建聚类, 对主题进行画像并保留关键含义的词语。使用BERTopic模型进行主题建模会经历以下4个阶段: 词嵌入 (SentenceTransformer)、词向量降维 (UMAP^[30])、聚类 (HDBSCAN^[31])、主题词获取 (c-TF-IDF)。与LDA、LSA等主题模型相比, BERTopic模型主要有以下优点: 1) 可以与不同的嵌入模型相结合; 2) 通过HDBSCAN, BERTopic模型能够有效处理噪声文本; 3) 非常适合处理时间序列数据; 4) 在结合降维算法 (UMAP) 和高效聚类算法 (HDBSCAN) 时, BERTopic模型擅长处理大规模文本数据; 5) 很好地解决密度聚类与中心采样之间不兼容的问题^[32]。

本文涉及BERTopic模型的具体过程如下:

(1) 词嵌入。使用Sentence-Transformer深度学习模型将分词得到的词语进行编码并计算词语之间的相似度, 通过自注意力机制和位置编码来生成高维词向量, 选择支持中文文本嵌入的多语言模型paraphrase-multilingual-MiniLM-L12-v2实现文本嵌入, 并保留词语位于原投诉文本中的语义关联信息。

(2) 词向量降维。由于获得的词向量处于高维空间, 很难被聚类算法处理。UMAP算法在降维过程中对于保留词向量的全局结构方面表现良好, 使得降维后的词向量仍保留原有意义。因此本文借助降维算法UMAP对高维词向量进行降维并获得新的低维词向量。

(3) 聚类。使用无监督算法HDBSCAN对降维后的词向量进行聚类, 形成语义相近的文本聚类结果。

(4) 主题词获取。采用c-TF-IDF算法计算聚类的整体词频, 提取每个聚类的特征词, 从而识别每个聚类的主题。

2.3 社会网络分析

通过BERTopic模型获得的主题词构建投诉主题网络, 借助主题词之间的共线关系发现投诉的关联性。将主题词作为网络节点, 同一条投诉文本

中各主题词之间的共线关系作为网络的边, 从而形成投诉主题网络。对投诉主题网络的分析可以揭示投诉文本中不同主题内容之间的联系强度、结构特征等, 并发现关键投诉主题词在网络中的中心性等信息。投诉主题网络将帮助识别消费者重点关注的投诉领域, 挖掘出各缺陷之间的联系, 为改进消费品质提供支持。

3 结果分析

利用BERTopic模型对投诉文本进行主题建模, 在多次实验的基础上调整参数获得最终模型。为使得每个主题能够尽可能多地包含更多信息, 设置最小主题大小为100, 共识别获得17个主要投诉主题 (Topic 0~Topic 16), 涵盖了消费者投诉信息中的19,676条投诉文本, 另外有4060条投诉文本被归为噪声主题 (Topic -1)。噪声数据中除了少部分离群投诉文本外, 绝大多数都是聚类规模没有达到100 (即该主题所包含的投诉文本<100条) 的投诉主题。

3.1 投诉主题识别

表1展示了识别获得的17个主要主题的基本情况。从表1中可以看出, 噪声主题Topic -1拥有4060条文本数量, 占全部文本的比例超过1/6, 这部分投诉文本并没有被归入主要主题内进行研究, 但不可忽视的是, 噪声主题重点关注了售后问题。主题4所占比例最高, 拥有超过6500条投诉文本, 占全部投诉量的27.77%, 这表明关于手机、售后的问题受到消费者的广泛关注; 主题4、2、12文本数量超过3000, 共占全部投诉量的58.89%, 主题4和主题2重点关注2款品牌手机问题, 品牌X的缺陷集中于主板故障导致的售后问题, 而品牌A则存在电池问题而导致自动关机, 主题12关注空调等家电的售后维修问题, 显示出消费者对传统家电行业售后维修的重视; 主题0、8、9、10、14、16的投诉文本数量在400~1000, 这些主题关注“自动关机”“电量”“电动车”“电脑”“屏幕”等存在的缺陷, 说明与电相关的消费品受到关注, 这可能与该类型

消费品的单位价值高、安全隐患大有关;主题1、3、5、6、7、11、15的文本数量在400以下,主要关注“电池电量”“显示屏”“充电”等问题。总之,消费者投诉对象集中于以手机和电脑为代表的电子消费品领域,并且重点关注电池电量导致的自动关机问题,而空调等电器设备则更重视消费品售后与维修服务。

3.2 投诉大类识别

根据3.1节识别出的主题,得到主要主题的聚类结果。如图2所示,每个气泡代表一个主题,气泡的大小代表主题所包含的投诉文本数量,气泡间的距离代表主题近似程度。Topic 12的气泡包含了Topic 3和Topic 10的气泡,这些主题气泡在距离上接近,主题含义也较为接近。Topic 4的气泡包含了Topic 2的气泡,这2个气泡最大,距离也最为接近,主要是关于手机存在的质量缺陷问题。Topic 0

和Topic 14距离接近,且有大部分重合,它们位于左下象限靠近D2轴线的位置,这2个主题都与电脑缺陷相关。Topic 16包含Topic 15,并与Topic 13大部分相交,这一部分主要描述的是电子消费品的屏幕存在的缺陷。而位于左下象限的Topic 1、Topic 5、Topic 6、Topic 7、Topic 8、Topic 9、Topic 11集中分布于左下角,气泡较小并且混杂在一起,这些主题都是与电池电量、充电及自动关机相关的部分。

表2为聚类结果的类别划分表。依据聚类结果,将17个主题划分为手机、电池、电脑、屏幕及其他投诉大类。手机投诉大类包括主题2和4,手机是遭投诉最多的消费品,共拥有10,837条投诉文本,达到总投诉量的45.66%,这表明消费者十分重视手机的质量,对手机存在缺陷容忍度较低,倾向于向政府寻求投诉维权。电池投诉大类包括主题1、5、6、7、8、9和11,共包含7个主题,是拥有

表1 投诉主题识别文本量与代表性特征词					
主题	主题特征词	文本量 比例/%		高频词 (前10个)	
Topic -1	-1_维修_屏幕_售后_客服	4060	17.10	[维修'屏幕'售后'客服'自动关机'消费者'充电'关机'质量'开机]	
Topic 0	0_苹果_黑线_电脑_屏幕	714	3.01	[苹果'黑线'电脑'屏幕'维修'苹果公司'笔记本电脑'部件'自费'设计]	
Topic 1	1_自动关机_闪屏_开机_解决	125	0.53	[自动关机'闪屏'开机'解决'画面'不停'进入'重启'室外'间歇]	
Topic 2	2_苹果_电池_自动关机_手机	4245	17.88	[苹果'电池'自动关机'手机'电量'关机'开机'6s'苹果公司'iPhone']	
Topic 3	3_耳机_耳朵_佩戴_发炎	281	1.18	[耳机'耳朵'佩戴'发炎'蓝牙'声音'降噪'索尼'客服'退货]	
Topic 4	4_手机_小米_主板_售后	6592	27.77	[手机'小米'主板'售后'华为'屏幕'开机'电量'维修'客服]	
Topic 5	5_电池_自动关机_关机_电池电量	285	1.20	[电池'自动关机'关机'电池电量'开机'充电'掉电'电量'异常'严重]	
Topic 6	6_电池_鼓包_惠普_电脑	269	1.13	[电池'鼓包'惠普'电脑'笔记本'更换'严重'售后'精灵'爆炸]	
Topic 7	7_自动关机_电池_电池电量_电量	285	1.20	[自动关机'电池'电池电量'电量'开机'30'显示'20'50'充电器]	
Topic 8	8_电量_自动关机_开机_关机	758	3.19	[电量'自动关机'开机'关机'20'充电器'40'显示'30'电源]	
Topic 9	9_自动关机_电量_开机_关机	489	2.06	[自动关机'电量'开机'关机'有电'充电器'充足'电源'充电'掉电]	
Topic 10	10_电动车_轮胎_车辆_行驶	741	3.12	[电动车'轮胎'车辆'行驶'骑行'车子'小牛'刹车'召回'公里]	
Topic 11	11_充电_开裂_断裂_裂痕	113	0.48	[充电'开裂'断裂'裂痕'裂开'质量'凹痕'接口'右下角'口裂]	
Topic 12	12_维修_售后_空调_质量	3143	13.24	[维修'售后'空调'质量'客服'商家'冰箱'安装'厂家'严重]	
Topic 13	13_电视_电视机_主板_小米	388	1.63	[电视'电视机'主板'小米'乐视'维修'黑屏'海信'屏幕'售后]	
Topic 14	14_电脑_笔记本_联想_维修	608	2.56	[电脑'笔记本'联想'维修'屏幕'竖线'客服'售后'硬盘'戴尔]	
Topic 15	15_屏幕_花屏_闪屏_显示器	117	0.49	[屏幕'花屏'闪屏'显示器'黑屏'dp'白屏'发来'显示屏'dell]	
Topic 16	16_手环_变暗_小米_屏幕	523	2.20	[手环'变暗'小米'屏幕'亮度'升级'看不清'看清'白天'更新]	

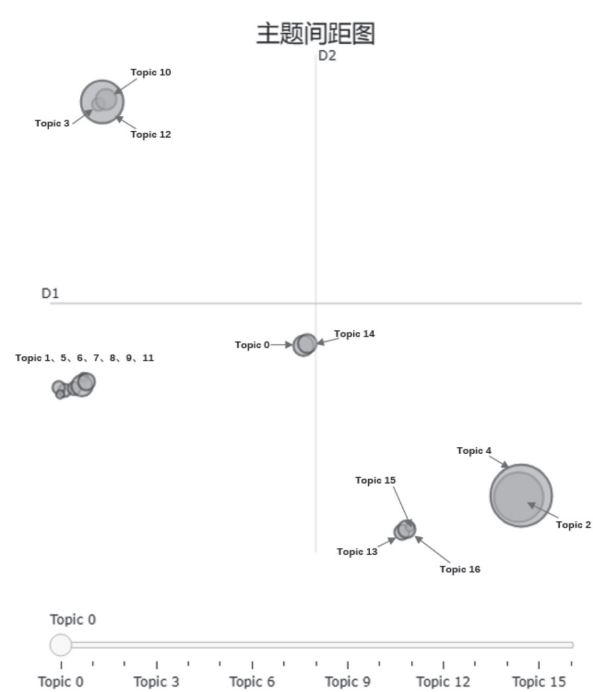


图2 主题聚类

主题数最多的投诉大类，表明关于电池缺陷导致的问题较为复杂，包括自动关机、闪屏、电池鼓包、电量不足、手机开裂及开关机问题。电池问题不仅涉及手机也涉及对电池依赖度较高的电脑。电脑投

诉大类包括主题0和14，涉及其中的1322条投诉文本，占比为5.57%，主要是对电脑屏幕和售后维修的投诉。屏幕投诉大类包括主题13、15和16，共拥有1028条投诉文本，占比为4.33%，针对屏幕的投诉主要来自电视机、显示器及手环。其他投诉大类包括主题3、10和12，共拥有4165条投诉文本，占比为17.55%，包含了耳机、电动车、空调等消费品，针对耳机的投诉主要为佩戴造成的耳道发炎问题，针对电动车投诉主要为行驶过程中轮胎的质量问题，针对空调的投诉主要为售后维修问题。

手机是消费者最为关切的消费品，投诉量占比超过40%。为此，本研究针对手机品牌信息进行识别，发现10,050条文本中含有手机品牌信息，并对品牌信息进行匿名处理。表3展示了中国市场销售的主要手机品牌投诉量，其中品牌A收到的投诉最多，超过5000条投诉与之相关，其次是品牌X，超过2000条。考虑到销量情况对投诉量的影响，本文对2016—2021年间占据销量排名前9的手机品牌进行了统计，销量数据包括了该品牌旗下的子品牌。为此，计算投诉率以评价不同品牌手机质量，并对销售量排名前5品牌的销售量和投诉率进

表2 投诉大类划分

标号	投诉大类	主题	各主题文本数 投诉大类总计		占比/%	主题特征词
I	手机	2	4245	10837	45.66	苹果_电池_自动关机_手机
		4	6592			手机_小米_主板_售后
		1	125			自动关机_闪屏_开机_解决
		5	285			电池_自动关机_关机_电池电量
		6	269			电池_鼓包_惠普_电脑
II	电池	7	285	2324	9.79	自动关机_电池_电池电量_电量
		8	758			电量_自动关机_开机_关机
		9	489			自动关机_电量_开机_关机
		11	113			充电_开裂_断裂_裂痕
III	电脑	0	714	1322	5.57	苹果_黑线_电脑_屏幕
		14	608			电脑_笔记本_联想_维修
IV	屏幕	13	388	1028	4.33	电视_电视机_主板_小米
		15	117			屏幕_花屏_闪屏_显示器
		16	523			手环_变暗_小米_屏幕
V	其他	3	281	4165	17.55	耳机_耳朵_佩戴_发炎
		10	741			电动车_轮胎_车辆_行驶
		12	3143			维修_售后_空调_质量

行了分析。如图3所示, 投诉量与销量情况并不一致, 投诉率最高的为品牌A手机。该品牌手机存在的电池问题被广泛诟病, 并且在中国市场售价普遍偏高, 消费者对其质量预期要高于其他品牌, 当出现质量缺陷时, 更容易遭遇用户投诉。国产手机品牌V、O、H和X投诉率较低, 显示出国产手机质量受中国消费者的认可。式(1)为投诉率的计算公式, 根据2016—2021年间该品牌的总销售量和总投诉文本数来计算。

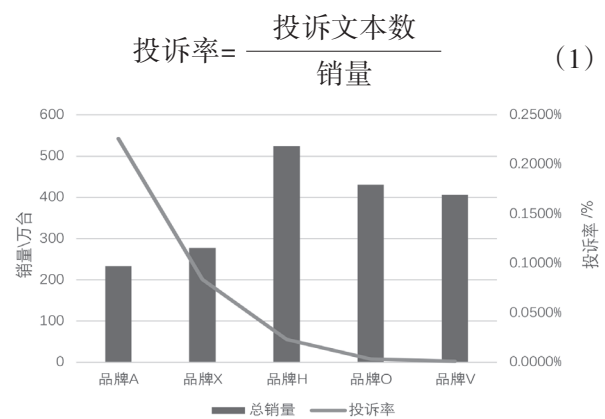


图3 2016—2021年中国市场主要品牌手机销量及投诉率

3.3 投诉主题网络

为探寻各投诉内容之间的关联性, 在社会网络视角下, 根据BERTopic模型获得的主题(剔除Topic -1)中包含的主题特征词, 将词频数大于100的特征词作为主题网络节点, 该网络包含108个节点, 663条无向边。主题特征词提取、投诉主题网络构建借助Python, 网络可视化使用Gephi0.10.1。利用投诉主题网络分析投诉内容之间的关系, 特征词联系越紧密, 即2类缺陷投诉之间的相关性越

高^[33], 特征词之间无共线关系, 表明2类缺陷投诉之间无关联。

投诉主题网络如图4所示, 图4中节点大小代表特征词数量多少, 即度数中心度, 连线粗细代表各主题特征词之间的相关性大小, 连线越粗相关性越强。由图4可知发现2个聚类集群, 一个是以“开机”“电量”“电池”等为核心的聚类集群, 由电池问题引发的一系列质量缺陷, 并且这些缺陷与手机联系密切。另一个是以“维修”“售后”“屏幕”等节点为核心的聚类集群, 由售后问题导致的服务不满, 与售后要求较高的消费品联系密切, 如“电视”“电脑”等。这些节点面积较大, 表明它们的度数中心性较高。2个聚类集群都聚焦于电子消费品的缺陷, 表明消费者对以手机为代表的电子消费品缺陷容忍度较低, 可能与电子消费品单位价格高有关。

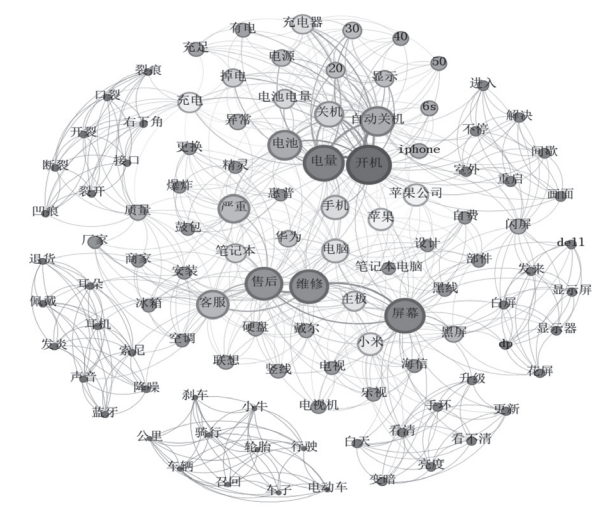


图4 投诉主题网络

表3 主要手机品牌投诉文本量及占比

品牌	A	X	H	S	L	M	O	Z	V	总计
文本量	5280	2330	1219	544	258	128	138	109	44	10050
占比/%	22.24	9.82	5.14	2.29	1.09	0.54	0.58	0.46	0.19	42.34

表4 网络基本结构特征

项目	网络密度	连接数	节点数	聚类系数	平均度	最大连通分量 (不连通)	
						直径	平均路径长度
数值	0.1147	663	108	0.8831	12.2778	4	2.3280

消费者对电子消费品的重要零部件也保持重点关注,如电池、充电器、屏幕、硬盘、主板等。零部件的缺陷对消费品整体质量管理十分重要。消费者很多情况下是针对消费品出现缺陷的零部件进行投诉,并不是针对整件消费品进行投诉。例如电池电量不足导致手机自动关机,手环屏幕亮度不够导致在室外很难看清。在投诉主题网络的左下部分,关于电动车的聚类集群独立于主体网络,说明关于电动车的缺陷投诉与其他消费品的缺陷投诉无关联。电动车缺陷特征包括“刹车”“轮胎”“行驶里程”等。在投诉主题网络的右下部分,对手环投诉的问题主要为亮度不高。除此之外,本文发现当电池电量位于50%时,部分消费者就陷入电量焦虑状态。

3.4 网络结构分析

表4展示了投诉主题网络的基本结构特征。网络密度用于衡量整体网络特征,反映各节点之间联系的紧密程度,为网络的连接数与可能连接数之间的比值,值越接近1,表示网络连结越紧密。该网络的密度为0.1147,涉及的消费品缺陷特征覆盖面广,可以较好地反映消费者投诉关注的缺陷全貌。连接数代表网络中各节点之间的连线数量,该网络连接数为663,网络中各节点之间存在大量连接,各投诉节点之间联系广泛。聚类系数用来衡量节点与邻近节点的紧密程度,值越接近1,节点联系越紧密。该网络的聚类系数为0.8831,表明各节点之间的联系紧密,缺陷特征的集中度较高。同时,该网络的平均度为12.2778,反映网络的平均连接数和节点的整体连结情况。除电动车外,各投诉聚类集群之间存在普遍的关联性。由于该网络为非连通图,因此,仅计算最大连通分量下的直径和平均路径长度,分别为4和2.3280。

表5展示了主题网络度中心性排名前20节点的特征。该表展示了节点的度中心性、加权重、接近中心性和中介中心性。度中心性为一个节点的度数与网络中总节点数(减去1)之间的比值,用来识别网络中的重要节点。由表5可知,“维修”“售后”“客服”“屏幕”“自动关机”等节点度中心性

不低于0.2,是网络的关键节点,表明消费者对售后维修服务存在较大不满,对“屏幕”“自动关机”关注度较高,是投诉的重点内容。同时,加权重指的是节点与其邻近节点连接边的权重之和,同样用于评估节点的重要性。上述5个节点的加权重也较大,显示在投诉主题网络中占据重要位置。网络中节点的接近中心性指该节点到其他所有节点的平均距离的倒数,反映节点在网络中的相对地位。节点的接近中心性越高,该节点越核心。投诉主题网络中,“售后”“维修”“客服”“自动关机”4个节点的接近中心性均超过0.4,在连接其他节点中具有关键作用。中介中心性衡量一个节点在网络中的中介作用,反映节点在网络中扮演的桥梁作用,只有“售后”“维修”“自动关机”3个节点的中介中心性大于0.1。

表5 网络节点特征

主题词	度中心性	加权重	接近中心性	中介中心性
维修	0.373 3	72	0.450 7	0.147 7
售后	0.326 7	63	0.482 4	0.174 0
客服	0.213 3	36	0.410 3	0.095 0
屏幕	0.206 7	36	0.367 8	0.061 8
自动关机	0.200 0	36	0.401 7	0.133 7
上门	0.186 7	36	0.398 3	0.020 8
小米	0.166 7	27	0.403 4	0.062 5
购买	0.160 0	27	0.391 8	0.015 7
关机	0.140 0	27	0.387 1	0.044 4
质量	0.120 0	18	0.322 1	0.049 2
佩戴	0.120 0	18	0.363 6	0.017 3
充电	0.120 0	18	0.310 7	0.048 2
苹果	0.120 0	18	0.391 8	0.029 6
笔记本	0.120 0	18	0.382 5	0.024 4
消费品	0.113 3	18	0.362 3	0.015 8
商家	0.113 3	18	0.375 0	0.032 8
电脑	0.113 3	18	0.381 0	0.004 5
主板	0.106 7	18	0.379 4	0.003 1
手环	0.100 0	18	0.309 7	0.004 8
亮度	0.100 0	18	0.309 7	0.004 8

从表5中可以发现,“维修”“售后”是消费者反映较多的内容,它们的度中心性、加权重、接近中心性和中介中心性在所有节点中是最高的,表明商家提供的售后维修服务无法满足消费者的要求。

同时“维修”“售后”连接较多种类消费品的投诉内容,在一定程度上反映售后维修问题是困扰消费者的重要共性问题。值得注意的是,图4中共线频率较高的“开机”“电量”“屏幕”等节点并没有出现在表5中,它们的度中心性、加权重、接近中心性及中介中心性值并不高,表明其只是以手机为代表的电子消费品的独有缺陷,并非被投诉消费品的共性问题。

4 结论

消费者投诉是反映消费品缺陷最直观的证据,品牌信息、缺陷特征、负面情绪都包含在消费者投诉文本中,借助自然语言处理技术能够剔除消费者情绪化表达的干扰,获得消费品真实的缺陷信息。本文基于BERTopic模型对来自官方投诉平台的投诉文本进行主题挖掘与缺陷发现,通过构建投诉主题网络探究各投诉主题之间的关联性,得出以下结论:

(1) 电子消费品的质量缺陷是投诉的重点对象。手机、电脑、手环、耳机等被消费者重点关注,自动关机、黑屏等问题在消费者投诉中被多次提

及,电池、屏幕等零部件质量问题是电子消费品产生缺陷的重要原因。(2) 消费品质量缺陷和售后服务不满高度相关。消费品缺陷问题无法得到售后的及时回应和解决,使得消费者寻求投诉途径以获得自身权益保障,消费品缺陷和售后不满的叠加因素导致了投诉的发生。(3) 不同消费品领域的投诉差异明显。手机的投诉集中于电池不足和自动关机问题,电脑的投诉则集中在电池鼓包、屏幕故障等方面,而电动车投诉则相对独立,主要关注刹车、轮胎等问题,与其他消费品投诉主题联系较弱。(4) 投诉以品牌为基准。消费者投诉普遍提及品牌信息,直接反映了品牌在质量控制和消费品体验方面的不足,消费者容易形成对品牌的刻板负面印象。

企业应建立动态投诉监测与分析机制,重视消费者诉求。以往研究表明,企业声誉和品牌影响力十分重要^[34-36],零部件供应链管理是消费品质量管理的关键,企业要重视售后服务,确保消费品全生命周期内的使用体验。虽然本文借助自然语言技术对投诉文本进行主题挖掘具有一定的客观性,但由于投诉文本来自政府平台,与来自第三方平台有关的投诉相比,样本量较小,具有一定的局限性。

参考文献

- [1] 马胜男,王旭华,孙锡敏,等. 适应新发展阶段的中国消费品标准化战略转型研究[J]. 中国科学院院刊,2022,37(9):1248-1258.
- [2] 陈明华,史楠,王山,等. 迈向消费品统一大市场:基于价格溢出视角的消费品市场一体化水平测度与分析[J]. 中国软科学,2024(11):87-99.
- [3] 中国政府网. 市场监督管理总局投诉信息公示暂行规则[Z].2023
- [4] ABRAHAMS A S, JIAO J, WANG G A, et al. Vehicle defect discovery from social media[J]. Decision Support Systems,2012,54(1):87-97.
- [5] PASCUAL-NEBRED A L, CABANELAS P, BLANCO-GONZALEZ A. Critical incidents and dissatisfaction in B2B relationships: an appraisal theory analysis[J]. Journal of Business & Industrial Marketing,2023,38(7):1574-1586.
- [6] 蔡卫星,蒲雨琦,李浩民.顾客至上:消费者在线投诉的基本面预测能力研究[J].管理世界,2024,40(5):139-154.
- [7] 施文,渠玉杰,蒋国银. 基于随机Kriging的汽车品牌质量序贯主题比较研究[J]. 中国管理科学,2023,31(11):114-127.
- [8] 孙瑾,苗盼. 口碑效价因人而异:调节定向与社会距离对消费者口碑效价的影响[J]. 南开管理评论,2021,24(5):202-214.
- [9] 黄敏学,王峰,谢亭亭. 口碑传播研究综述及其在网络环境下的研究初探[J]. 管理学报,2010,7(1):138-146.
- [10] WANG L, HUANG N, HONG Y, et al. Voice-based AI in call center customer service: A natural field experiment[J]. Production and Operations Management,2023,32(4):1002-1018.
- [11] URUENA A, HIDALGO A. Successful loyalty in e-complaints: FsQCA and structural equation modeling analyses[J]. Journal of Business Research,2016,69(4):1384-1389.
- [12] HU N, ZHANG T, GAO B, et al. What do hotel customers

- complain about? Text analysis using structural topic model [J]. *Tourism Management*, 2019,72:417–426.
- [13] 张公让, 鲍超, 王晓玉, 等. 基于评论数据的文本语义挖掘与情感分析 [J]. *情报科学*, 2021,39(5):53–61.
- [14] SCOTT J E, GREGG D G, CHOI J H. Lemon complaints: When online auctions go sour [J]. *Information Systems Frontiers*, 2015,17(1):177–191.
- [15] SINGH A, SAHA S, HASANUZZAMAN M, et al. Identifying complaints based on semi-supervised mincuts [J]. *Expert Systems with Applications*, 2021, 186: 115668.
- [16] DAS S, SINGH A, SAHA S, et al. Negative Review or Complaint? Exploring Interpretability in Financial Complaints [J]. *IEEE Transactions on Computational Social Systems*, 2024,11(3):3606–3615.
- [17] SHAO Q, LI YN, WEI J, et al. A punishment shared is a punishment halved: Concurrent recalls reduce products' market share loss [J]. *Psychology & Marketing*, 2024, 41(8):1715–1734.
- [18] SARKAR S, RAJAGOPALAN B. Consumer safety complaints and organizational learning: evidence from the automotive industry [J]. *International Journal of Quality & Reliability Management*, 2018,35(10):2094–2118.
- [19] 曹丽娜, 唐锡晋. 基于主题模型的BBS话题演化趋势分析 [J]. *管理科学学报*, 2014, 17(11): 109–121.
- [20] 韩亚楠, 刘建伟, 罗雄麟. 概率主题模型综述 [J]. *计算机学报*, 2021,44(6):1095–1139.
- [21] JIA S S. Motivation and satisfaction of Chinese and US tourists in restaurants: A cross-cultural text mining of online reviews [J]. *Tourism Management*, 2020, 78: 104071.
- [22] KIRILENKO A P, STEPCHENKOVA S O, DAI X. Automated topic modeling of tourist reviews: Does the Anna Karenina principle apply? [J]. *Tourism Management*, 2021,83:104241.
- [23] DEVLIN J, CHANG M W, LEE K, et al. BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding; proceedings of the Conference of the North-American-Chapter of the Association-for-Computational-Linguistics – Human Language Technologies (NAACL-HLT), Minneapolis, MN, F Jun 02–07, 2019 [C]. 2019.
- [24] 陆伟, 李鹏程, 张国标, 等. 学术文本词汇功能识别: 基于BERT向量化表示的关键词自动分类研究 [J]. *情报学报*, 2020,39(12):1320–1329.
- [25] GROOTENDORST M. BERTopic: Neural topic modeling with a class-based TF-IDF procedure [J]. *arXiv preprint arXiv:220305794*, 2022.
- [26] WANG Z, CHEN J, CHEN J, et al. Identifying interdisciplinary topics and their evolution based on BERTopic [J]. *Scientometrics*, 2023,129(11):7359–7384.
- [27] SANCHEZ-FRANCO M J, REY-MORENO M. Do travelers' reviews depend on the destination? An analysis in coastal and urban peer-to-peer lodgings [J]. *Psychology & Marketing*, 2022, 39(2): 441–459.
- [28] 聂亚青, 吴庭璋, 王若佳, 等. 基于BERTopic模型的健康信息学主题挖掘与发展演化研究 [J]. *情报科学*, 2024, 42(4):98–110.
- [29] 徐汉青, 滕广青. 机遇与挑战: 基于BERTopic的AI环境下图书馆主题文本挖掘 [J]. *情报科学*, 2024,42(4): 119–128.
- [30] MCINNES L, HEALY J, MELVILLE J. Umap: Uniform manifold approximation and projection for dimension reduction [J]. *arXiv preprint arXiv:180203426*, 2018.
- [31] RAHMAN M F, LIU W, SUHAIM S B, et al. Hdbscan: Density based clustering over location based services [J]. *arXiv preprint arXiv:160203730*, 2016.
- [32] 胡凯茜, 李欣, 王龙腾. 基于BERTopic模型的网络暴力事件衍生舆情探测 [J]. *情报杂志*, 2024, 43(7):146–153.
- [33] 苏敬勤, 许昕傲, 李晓昂. 基于共词分析的我国技术创新政策结构关系研究 [J]. *科技进步与对策*, 2013, 30(9):110–115.
- [34] LAI C-S, CHIU C-J, YANG C-F, PAI D-C. The Effects of Corporate Social Responsibility on Brand Performance: The Mediating Effect of Industrial Brand Equity and Corporate Reputation [J]. *Journal of Business Ethics*, 2010, 95(3):457–469.
- [35] DELLAROCAS C. The digitization of word of mouth: Promise and challenges of online feedback mechanisms [J]. *Management Science*, 2003,49(10):1407–1424.
- [36] VELOUTSOU C. Enlightening the brand building-audience response link [J]. *Journal of Brand Management*, 2023,30(6):550–566.