

基于弹幕文本方面级情感分析的产品画像构建^{*}

钱明辉¹ 李胡蓉² 钟瑞玲¹ 赵泽龙¹

(1. 中国人民大学信息资源管理学院, 北京 100872;

2. 中国科学院档案馆, 北京 100190)

摘要: [目的/意义] 用户生成内容 (UGC) 是互联网时代企业洞察用户产品偏好和需求的重要数据源。产品测评类短视频所产生的弹幕作为用户生成内容的重要形式, 对于企业构建契合用户情感价值的产品画像具有重要意义。[方法/过程] 本文基于两次微调的 BERT 模型, 对 B 站华为手机测评视频弹幕进行方面级情感分析, 运用 LDA 对各方面下不同情感极性的弹幕进行主题分类, 构建手机产品画像, 并与基于购物网站在线评论构建的产品需求画像进行对比。[结果/结论] 弹幕文本的方面级情感分析, 能捕捉传统评论中易被忽略的情感化需求特征, 准确地识别出视频用户对产品的情感取向, 从而挖掘更细节的产品特征, 有助于企业清晰定位产品各维度的主要竞品及威胁, 从而制定更有针对性的竞争战略。

关键词: 产品画像 方面级情感分析 弹幕分析 文本挖掘

分类号: G250

DOI: 10.31193/SSAP.J.ISSN.2096-6695.2025.03.02

用户需求是企业产品设计的核心导向。传统的用户需求挖掘方法以市场调研为主, 如用户访谈、问卷调查等。随着在线视频和直播购物的快速普及, 用户生成内容 (User Generated Content, UGC) 成为企业获取用户需求的重要来源^[1-2]。弹幕作为用户生成内容的重要形式, 具有互动及时、发送简便、情感表达直接等特点, 逐渐成为网络视频和直播中的主要文本形式^[3]。它直观地表达观看视频时的情感态度和观点^[4], 有助于企业了解市场消费者的需求和偏好, 挖掘产品竞争表现, 对构建产品需求画像具有重要作用^[3]。产品测评视频中的弹幕文本更是消费者决策的信任锚点, 但却少有研究聚焦于此来挖掘产品需求。

鉴于此, 本研究选取华为手机产品测评视频弹幕文本作为分析对象, 对弹幕文本数据进行方

^{*} 本文系国家社会科学基金重点项目“基于数智融合的信息分析方法创新与应用” (项目编号: 22AZD158) 的研究成果之一。

[作者简介] 钱明辉, 男, 教授, 研究方向为数据管理、信息分析、品牌决策, Email: qmh@ruc.edu.cn; 李胡蓉, 女, 馆员, 研究方向为文本挖掘、信息分析, Email: lihurong@ruc.edu.cn (通讯作者); 钟瑞玲, 女, 硕士生, 研究方向为信息分析, Email: zrlruc@163.com; 赵泽龙, 男, 硕士生, 研究方向为数据挖掘, Email: 15011295668@163.com。

面级情感解构, 提取用户产品需求信息, 对比弹幕与电商评论的分析结果, 针对用户对于产品特征的倾向方面进行细粒度的情感分析, 以期为企业构建用户需求感知体系提供新的思路。

1 文献回顾

1.1 产品画像

“产品画像”是从用户画像概念延伸出来的一个新视角, 区别在于画像的对象不是“用户”而是“产品”。国外学术界和工业界较早提出了“Product Map”或“Product Graph”的概念, 并取得了一系列研究成果。例如, Kagie 等^[5]通过产品属性的相似系数来计算其差异程度, 在此基础上设计在线购物网站中的二维产品图谱界面。Yang 等^[6]以三星电脑为例, 提出用产品实体图谱的方法去描述产品的结构化信息。Albers 等^[7]认为产品画像是将客户信息集成到开发过程中的一个强大工具。Tyulin 和 Chursin^[8]在构建智能管理系统时, 为了保证产品的独特性, 在产品开发阶段引入产品画像技术。Kim^[9]设计了一个包括产品管理系统数据以及外部数据的大规模产品知识图谱的本体模型, 能够实现结合语义解释产品特征和功能的目的。

在国内, 单杏花等^[10]首次提及“产品画像”的概念, 指出通过构建产品画像可以辅助优化铁路客运大数据技术应用与建设问题。杨美婷等^[11]认为“产品画像”是“用户画像”的延伸。王颖^[12]从用户画像的多维特征给出产品画像定义。产品需求画像是产品画像的子集, 它以消费者对产品属性的需求为研究对象来构建标签化的信息模型。已有研究基于在线评论数据^[13]识别消费者对产品属性的需求, 数据来源涵盖了传统购物网站评论^[14]、垂直论坛评论、短视频评论^[15]等, 产品类型涉及汽车^[16]、手机^[17]、VR 产品^[18]、化妆品^[19]等, 研究方法包括定性和定量分析, 如扎根理论方法、LDA 主题分类、词频分析法、时间序列分析法等。

可见, 国外研究主要基于产品属性、结构化信息描述、产品独特性以及多源数据整合等来构建产品特征, 为产品画像提供多样化的思路和方法。国内学者将产品画像作为用户画像的延伸, 且聚焦于产品需求画像的构建, 数据来源多以在线评论等用户生成内容为主, 已有研究较少将产品基本信息和用户生成内容相结合来构建产品画像。鉴于此, 本文拟聚焦于产品基本信息和用户生成内容相结合进行产品画像构建, 进一步拓展产品画像的概念外延。

1.2 弹幕情感分析

弹幕是用户生成内容的重要载体。相关学者多选取不同角度进行弹幕分析, 包括文化角度^[20-22]、传播学角度^[23-26]、用户或受众角度^[27-28]、情感分析角度^[29-31]等。从情感分析角度来看, 文本情感分析可以划分为文档级别、句子级别和方面级别三个层次, 是粗粒度情感分析到细粒度情感分析的逐渐细化^[32]。已有研究多从句子级别进行研究, 主要有基于词典的弹幕文本情感分析、基于机器学习或深度学习的弹幕文本情感分析, 以及两者相结合的混合式分析。其中, 基于词典的弹幕文本情感分析主要指通过人工构建的情感词典, 制定情感得分计算规则, 进而对弹幕文本进行情感分类并计算^[19]。早期研究者针对弹幕的情感分析多采用此类方法, 是一种无监督的情感分类方法, 在视频检索^[33-34]、电影评价^[35]、模型优化等场景中广泛运用。而基于机器学习或深度学习的弹幕情感分析则是将弹幕这类非结构化数据作为训练集进行模型训练, 挖掘

弹幕文本中的情感特征,并通过机器学习或深度学习技术,构建情感分类器,最后利用分类器对弹幕进行情感分类标注,多应用于视频推荐^[36]、用户分类^[37]、视频检索^[38]、舆情分析^[39]、模型优化^[40]、用户行为分析^[41-42]等。基于情感词典和机器学习相结合的方法则多应用于模型优化^[43]、用户行为分析^[44]等场景中。

综合来看,已有研究针对弹幕情感分析取得了一定的成果,但仍存在一些局限。一是基于词典的情感分析方法存在固有缺陷,构建的词典仅适用于特定任务所属的领域,因而主要用于特定任务的实现,普适性和推广性较差。二是弹幕语言表达上呈现出明显的语义内容专指性和小众性,形成了独特的亚文化圈层,但弹幕文本情感分析仍停留在粗粒度的句子级别,缺少细粒度的方面级情感分析研究。三是已有研究多以购物评论、垂直论坛评论等为数据来源,较少对产品测评视频中的弹幕文本进行内容分析,对于产品画像的研究也较少。

2 数据来源与研究过程

本研究的目的是探索基于产品自身的方面信息并结合实时弹幕文本分析来构建产品需求画像的方法。为了评价这套方法的合理性,本研究以手机产品为实例,获取购物评论来构建产品需求画像,对比验证此研究方法的有效性。总体研究思路如图1所示。

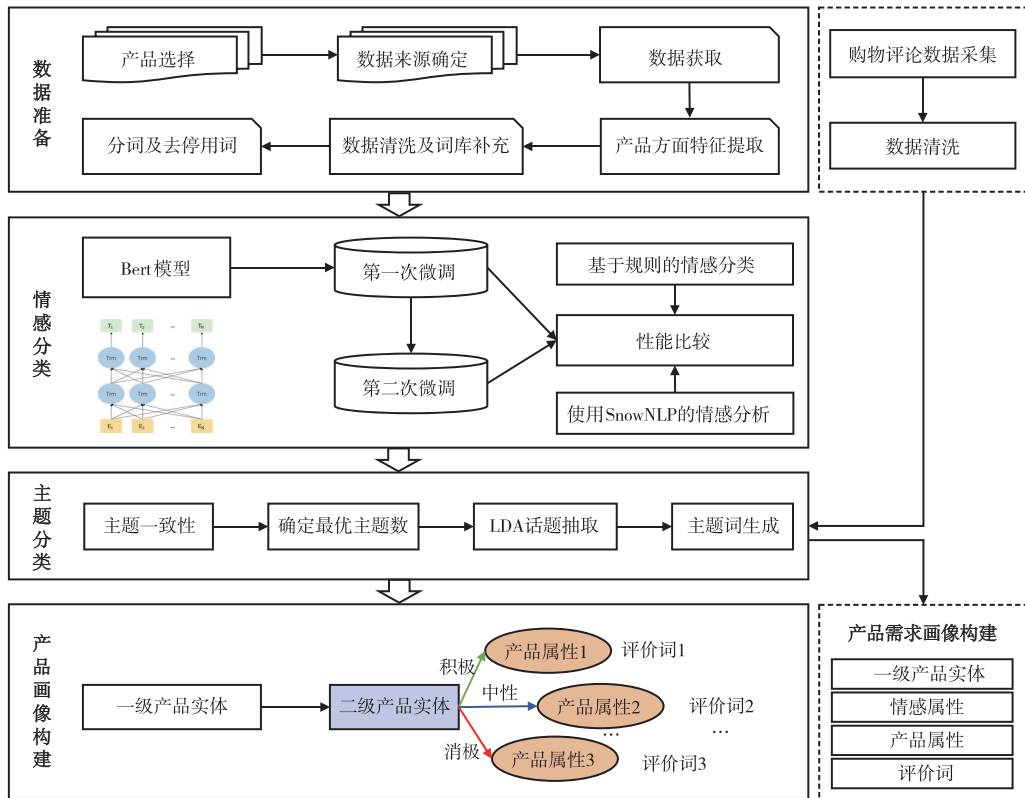


图1 基于弹幕文本方面级情感分析的产品画像构建流程

2.1 数据获取与处理

2.1.1 产品选择及数据来源

华为 Mate40 Pro 是华为公司于 2020 年 10 月 22 日发布的一款智能手机, 之后保持了较长时间的热度和保值率^[45]。哔哩哔哩 (bilibili, 简称 B 站) 为年轻人聚集且用户黏度较高的综合类弹幕视频网站。2025 年二季度数据显示, B 站的月均活跃用户数达到 3.63 亿人次, 其中 35 岁以下青年用户占比约 95%。因此, 本文选择以 B 站中对华为 Mate40 Pro 进行测评的视频弹幕为研究对象, 探究该产品的口碑及其在竞争市场中的表现。

为了挖掘目标产品的竞争情报, 在 B 站中选择测评视频时遵循以下要点: 一是视频播放量高, 这意味着观看用户多, 发送弹幕的几率更高; 二是视频内容以华为 Mate40 Pro 为主线, 不考虑同类型产品横向测评的视频, 确保弹幕内容聚焦于目标产品; 三是以测评华为 Mate40 Pro 的各方面性能与综合表现为主, 为后续的方面级情感分析奠定数据基础。基于此, 在 B 站以“华为 Mate40 Pro”为关键词检索, 检索结果以“播放多”进行排序, 最终选择 5 个视频作为数据来源, 视频基本信息如表 1 所示。需要说明的是, 本研究主要聚焦于探索产品画像的构建方法与路径, 选择的手机产品华为 Mate40 Pro 是 2020—2021 年间的热门产品, 故而采集数据截止到 2021 年 8 月 15 日, 数据时效性不影响对本研究方法的探讨。

表 1 测评视频基本信息

序号	视频名称	视频 ID	播放量	弹幕量	UP 主	粉丝数
1	华为 Mate40 舔狗而已! 下一个倒下的会不会是华为? Mate40 的成功或许早已注定	BV1eA411x7KX	408.1 万	3.1 万	林梧梧	47.7 万
2	【小泽】华为 Mate40 Pro 评测: 没有人能熄灭满天星光	BV1cr4y1w7Gu	232 万	2.3 万	钟文泽	186.2 万
3	华为 Mate40 Pro 首发深测, 我竟然喜欢上了这个长挖孔	BV1jt4y1i7UB	157.1 万	1.5 万	我是 HYK	14.5 万
4	「小白测评」华为 Mate40 Pro 深度测评: 我们的征途从来都是星辰大海!	BV1mK4y1E7rP	112.8 万	1.1 万	小白测评	265.7 万
5	「科技美学直播」售价 6499 元的华为 Mate40 Pro 升级都有哪些? 对比前代 Mate30 Pro 给你答案!	BV1LT4y1F7wy	73.7 万	1.2 万	科技美学	381.2 万

2.1.2 数据获取与方面提取

本文通过 Python 的 request 包来获取这 5 个测评视频的弹幕文本, 共计 42 171 条。产品自身的固有属性包括产品功能、外观设计、性能等, 相关信息通常在产品官网上可以获取。在产品测评视频中, 视频作者 (俗称 “UP”) 主通常会对焦点产品的外观、性能和使用感受等方面进行展示、测试和评价。本研究选择华为 Mate40 Pro 作为产品实例, 从测评视频看, 展示的产品基本信息包括外观整体设计、系统与功能设计、屏幕性能、摄影系统、前置摄像头功能、手机芯片、充电续航、扬声器 8 个方面, 与产品自身的固有属性一致。此外, 视频作者也会加入主观性的产品总结内容。因此, 本文根据上述 9 个方面的关键词对获取到的 5 个视频弹幕文本数据进行手动划分, 划分后每部分的弹幕数据只针对该产品的某一方面。

2.1.3 数据预处理与词库补充

在对数据进行方面分类后,对不同方面下的弹幕文本进行去重、无效弹幕删除及文本长度小于2的短句删除^[46]等清洗操作。清洗后有效弹幕数据为35 955条。弹幕具有语义内容专指性和小众性、用词来源多元化、随意性和约定俗成等特点,现有的文本分词工具多依靠微博、在线评论和成熟的网络语料库等搭建而成,对弹幕进行文本预处理存在不足,导致弹幕分词准确性较低。因此,本文选择搜狗行业细胞词库和基于点互信息法生成的情感词典构建补充词表,为已有的分词工具补充弹幕领域的常用词以及手机领域相关词库,提高弹幕分词的准确性。

搜狗拼音输入法提供的各行业细胞词库共有5731个^[47],B站视频用户形成了自身的亚文化圈层,且本文的研究对象为手机产品,因此选择行业细胞词库的“手机词汇大全”、“哔哩哔哩词库大全”和“二次元词汇大全”作为补充词表,共2703个词汇。此外,用户在发表弹幕时会通过个性化方式或B站中约定俗成的方式表达情感和态度,因此还使用了点互信息法补充相应情感词汇和与情感表达有关的词汇。点互信息法主要用来计算不同词语之间的相似度^[48],通过计算两个词语在上下文中共同存在的概率,以判断两个词语的关联程度,概率越大关联程度越大,这样可认为两个词属于同一类。

本文使用前述弹幕数据采集方法从B站爬取了与华为手机同时期发布的手机产品测评视频弹幕,共105 164条。经过数据预处理后,利用TF-IDF进行排序,邀请3名博士研究生挑选出50个积极和消极情感词。为减少人工选择的差异性,将3名博士研究生筛选意见一致的词汇汇总为种子词集^[49]。最后,利用种子词汇计算补充弹幕语料分词结果的点互信息值,排序并选择各情感倾向的前1000个候选词作为补充词汇加入到分词列表。

弹幕语句较为简短,语法结构缺失严重,能否正确地切分弹幕语句会直接影响到后续分析结果。Jieba可补充自定义分词列表,在分词精准度上有较高的准确率,因此,本文选择Jieba对测评视频的弹幕数据进行分词。对于分词结果中存在的标点符号、数字、虚词等无意义的词语或符号,采用学界常用的停用词表(如哈工大停用词表等)进行合并、去重,得到最终的停用词表,导入到Jieba分词包中,对分词结果进行去停用词处理。

2.2 实验设计

2.2.1 模型选择

本文使用哈尔滨工业大学讯飞联合实验室(HFL)发布的基于BERT的中文预训练模型Chinese-BERT-wwm-ext,该模型语料集包括维基百科、其他百科、网络新闻和问答语料等,以便更好地处理中文数据。运用Python的Simple Transformers工具来实现BERT的训练和弹幕情感分类。为获得更好的情感分类性能,对BERT预训练模型文件model_args.py的train_batch_size、learning_rate和epoch三个参数进行了调整 and 比较^[50]。train_batch_size是训练模型时训练集数据的批处理大小,learning_rate是评估学习率的参数,epoch是训练集中所有全本经过全部训练的次數^[51]。Chinese-BERT-wwm-ext默认的参数设置为:train_batch_size为8,learning_rate为2e-5,epoch为1。本文随机选择1000条弹幕,并对其进行情感极性分类标注,通过多次实验,比较测试数据的准确率acc,最终确定每个参数的设置。

通过对三个参数不同取值的对比实验, 每个参数取值下选择准确率最高的作为最终参数值, 分别为: train_batch_size 为 8, learning_rate 为 $4e-5$, epoch 为 4 (图 2)。进一步验证该参数组合下的情感分类性能后, 得到测试集的情感分类准确率 acc 为 81.2%, 高于验证单一参数时的准确率。

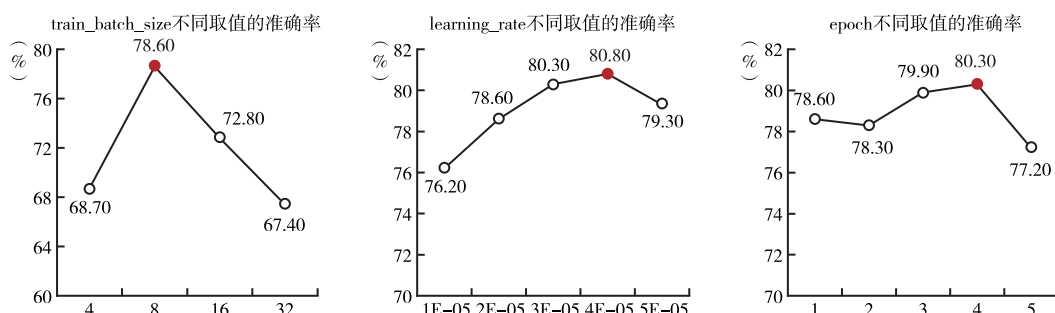


图 2 不同参数取值下的准确率趋势

2.2.2 微调及基线对比

为进一步提高准确性, 对已有模型进行两次微调。第一次微调使用第七届中文倾向性分析评测 (COAE2015) 中的微博文本语料集, 该语料集共 2862 条标注数据, 每条微博文本经过了情感三分类处理。将语料数据加载到 Simple Transformers 的模型训练模块, 对预训练模型进行微调, 并利用标注好的测试集弹幕数据测试准确性, 检验微调是否有效。测试结果为: 准确率 acc 为 83.4%, 交叉熵损失 eval_loss 为 0.527, 相较上节准确率提高 2.2 个百分点。

第二次微调使用本文采集的弹幕数据。从采集的 35 955 条弹幕数据中随机抽取 3000 条, 对其情感倾向进行标注, 将弹幕数据加载到第一次微调后的模型中进行再次训练, 测试结果准确率为 86.5%, 交叉熵损失 eval_loss 为 0.418。可见, 经过两次微调, 弹幕情感分类的准确率有所提升, 为后续的情感分析以及竞争情报分析提供了更为准确的数据。

为检验基于 BERT 预训练语言模型的弹幕情感分析的性能, 使用基于规则的情感分类以及使用 SnowNLP 工具的情感分析与两次微调后的 BERT 语言模型的情感分类性能进行实验对比, 计算弹幕文本的测试数据集的情感分类准确率 acc, 对比结果如表 2 所示。可见第一次微调和第二次微调准确率均高于其他方法。

表 2 各情感分析方法准确率

情感分析方法	准确率
情感词典 +LTP 分词	49.7%
情感词典 +jieba 分词	53.6%
情感词典 +SnowNLP 分词	56.9%
SnowNLP 情感分析	64.3%
SnowNLP+ 弹幕数据二次训练	69.7%
BERT	81.2%
BERT+ 第一次 Fine-tuning (微博语料)	83.4%
BERT+ 第二次 Fine-tuning (部分弹幕数据)	86.5%

2.2.3 LDA 主题分类

LDA 是用于挖掘文本数据常用的主题生成模型，在对文本进行主题挖掘时需要解决两个问题，一是文本的最优话题数量 K 应该取多少？二是抽取话题的可解释性强不强？为解决这两个问题，部分学者采用主题相似性（Similarity）、困惑度（Perplexity）以及一致性（Coherence）来确定最优话题数量 K ，并计算话题的可解释性^[52]。由于无监督机器学习方法生成的主题并不能保证其可解释性，且弹幕文本简短，根据测评视频内容以及情感倾向对弹幕进行拆分后，每部分数据适合提取的话题数相对较少。因此，本文直接使用主题一致性来计算每个话题的可解释性，进而选择最优话题数量 K 。

主题一致性指一个主题内部词语的一致性，可用来衡量主题的可解释性。通过计算主题中两个词的平均点互信息量来衡量这一对词在同一个主题中共同出现的可能性大小，同一个主题中的词共同出现的概率越大，该主题的一致性越强，该主题的 Top Word 在语料集中共同出现的概率更大，也有更好的可解释性^[53]。主题一致性的计算公式为：

$$C(t; V^{(t)}) = \sum_{m=2}^M \sum_{l=1}^{m-1} \log \frac{D(v_m^{(t)}, v_l^{(t)}) + 1}{D(v_l^{(t)})}$$

其中， $v^{(t)} = (v_1, \dots, v_m^k)$ 是主题 K 中的前 M 个 Top Word 组成的列表， $D(v)$ 表示词语 v 出现的文档频次， $D(v, v')$ 则表示词语 v 和 v' 至少共现一次的文档频次^[54]。

3 结果分析

3.1 弹幕文本的方面级情感分析

对测评视频弹幕文本按照产品方面拆分后，基于前述构建的 BERT 弹幕情感分类模型对其进行情感分类，进而实现对焦点产品弹幕数据更细粒度的方面级情感分析。结果如表 3 所示。

表 3 产品各方面的弹幕数量及情感分类的弹幕数量

方面类型	数量	积极	中性	消极
外观整体设计	5665	1861	2166	1638
系统与功能设计	4415	2343	1329	743
屏幕性能	794	202	367	225
摄影系统	2707	827	992	888
前置摄像头功能	5924	3189	1427	1308
手机芯片	933	219	371	343
充电续航	1751	592	581	578
扬声器	2775	1200	805	770
产品总结	12972	7284	2863	2825

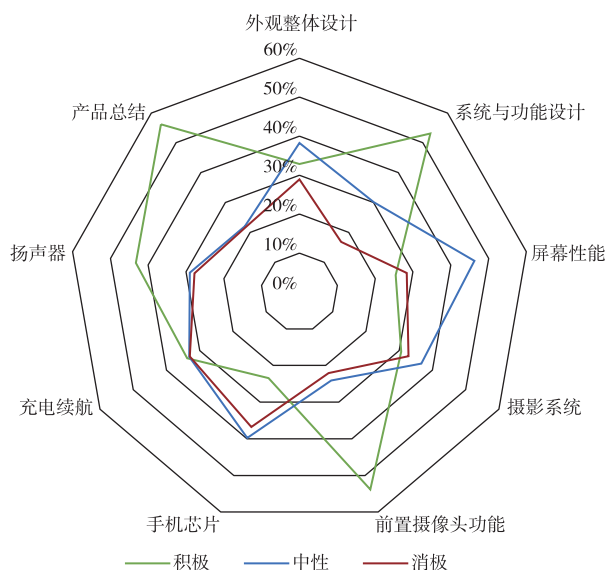


图 3 华为 Mate40 Pro 各方面情感极性比例分布

各方面情感极性比例分布如图 3, 可以看出, 在视频 UP 主对华为 Mate40 Pro 手机进行总结评价时, 大多数用户发表了积极的弹幕, 占比达到 56.15%, 消极弹幕比例为 21.78%, 表明用户对该产品整体呈现出积极态度, 是一款受大多数视频用户喜爱的产品; 对前置摄像头功能、系统与功能设计以及扬声器较为满意, 积极弹幕数量显著多于消极弹幕; 对外观整体设计、摄影系统、屏幕性能以及充电续航的评价一般, 发表的消极弹幕和积极弹幕数量相近; 对芯片较为不满意, 虽然中性弹幕居多, 但消极弹幕数量显著多于积极弹幕。对于产品的外观整体设计而言, 中性弹幕居多, 积极弹幕略多于消极弹幕, 视频观众多表达感受和观点, 整体上没有引起较为强烈的情感态度。在摄影系统和屏幕性能方面, 中性弹幕相对较多, 但消极弹幕略高于积极弹幕, 消费者以应用技术讨论和弹幕交流互动为主, 整体情感积极程度较低, 表明消费者对该产品这两方面仍有较多期待。

3.2 基于弹幕文本情感分析的产品画像构建

在情感分析的基础上, 基于 LDA 主题模型与话题数量确定方法, 使用 Python 语言中的 gensim 工具包来计算弹幕文本的主题一致性 Coherence, 计算方式使用 cv, 最后使用 pyLDAvis 包来对弹幕文本话题进行可视化, 从而较为清晰地确定最优话题数量为 4。不同话题数量的 Coherence 值如图 4 所示。

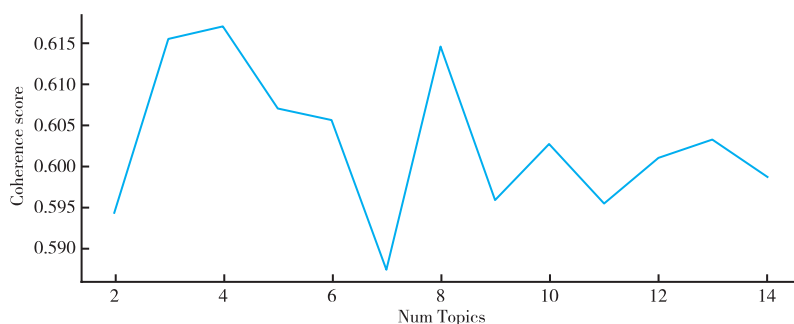


图 4 不同话题数量的 coherence 值

根据基本信息提取的 9 个方面不同情感极性弹幕的最优话题数，分别对各方面不同情感倾向的弹幕进行 LDA 话题抽取，每个话题生成强度最高的 15 个词。以生成的主题与词语的分布相结合总结提炼出相应的主题，然后构建产品画像框架，建立标签和关系的描述来表达市场对产品的需求^[55]。产品画像由实体、关系、属性以及评价四部分组成。实体指手机产品以及产品部件；属性是产品及产品部件的特征，表示 LDA 挖掘出的主题；评价词则为挖掘出的在不同情感分类下各个主题的关键词；实体的关系为三元组〈实体，关系，实体〉，其中二级实体包括外观整体设计、系统与功能设计、屏幕性能、摄影系统、前置摄像头功能、手机芯片、充电续航与扬声器。表 4 呈现了部分实体、关系、属性及评价词的产品画像信息。

表 4 基于产品信息和弹幕文本的产品画像信息（部分）

一级实体	二级实体	情感属性	产品属性	评价词
华为 Mate40 Pro	手机芯片	积极	设计调度	温控、模式、心动
			温控散热	散热、功耗、智能
			游戏表现	原神、帧率、前方高能
			情感态度	牛批、满分、ohhhh
		中性	发热表现	散热、温度、冰封
			性能表现	性能、原神、不如
			功能优化	软件、防沉迷、优化
		消极	发热控制	发热、功耗、垃圾
			性能表现	吊打、卡顿、真差
			游戏表现	打游戏、掉帧、降频
			提升幅度	挤牙膏、没用、功耗
			散热设计	散热、烫手、可惜
		—	竞争对手	苹果 A14、高通骁龙 888
	扬声器	积极	使用感受	起飞、舒服、真香
			音质通透	音质、无敌、通透
			音频设置	高音、低频、震动
			双扬声器	对称、舒服、好听
		中性	双扬声器	听不出来、左耳、半斤八两
			听感对比	木耳、没感觉、区别
			音质表现	音乐手机、破音质
		消极	音质表现	刺耳、浑浊、吊打
			声音大小	没电、声场、听不清
			外放对比	失聪、不行、浑浊
			双扬声器	左耳、听不出、不对称
		—	竞争对手	小米 10
				

为了更直观地呈现基于产品自身和弹幕文本挖掘的产品画像，表达产品实体、属性以及评价之间的逻辑关系，通过不同颜色和形状以可视化形式呈现，如图 5 所示。其中，“手机芯片”等实体用矩形表示；属性分为情感属性和产品属性；情感属性分为积极、中性、消极，分别用绿色箭头、蓝色箭头、红色箭头表示；产品属性用圆形表示；评价词为最外层的黑色

文字。通过〈实体—属性—评价词〉可清晰地呈现用户对产品各部分的情感态度，以及各情感极性下用户表达出的具体需求，还可以识别各方面的主要竞争对手以及市场消费者不满意的产品。例如，手机芯片下表现为积极的需求点有温控散热、游戏表现、情感态度和设计调度，表现消极的需求点有发热控制、提升幅度、性能表现、游戏表现等，竞争对手包括苹果 A14、高通骁龙 888。

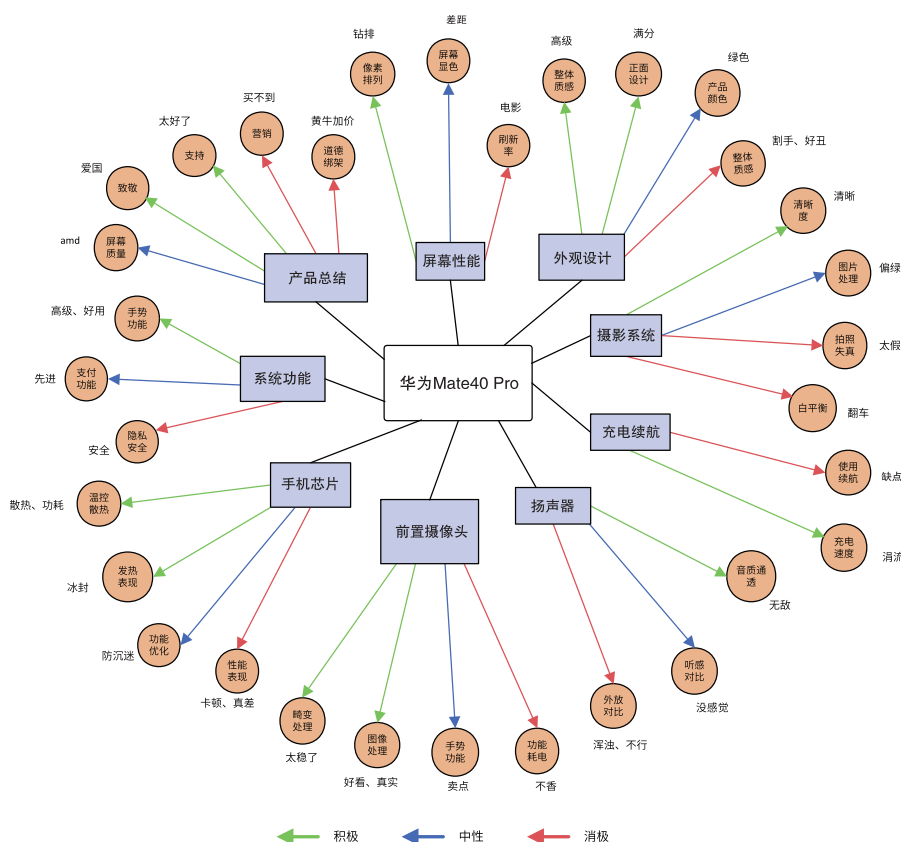


图 5 基于产品方面弹幕文本构建的产品画像（部分）

3.3 基于在线评论的产品需求画像构建

为验证上述产品画像构建的全面性，本文按照以往研究的思路构建了产品需求画像，并进行对比分析，以评估本研究的价值所在。首先，利用爬虫爬取上述产品在京东自营旗舰店下与弹幕文本截止日期相同的时间段内的评论，按照“默认排序”进行排列。京东将 5 星和 4 星评论作为好评，表明用户对购买的华为 Mate40 Pro 较为满意；中评包括 3 星和 2 星的评论，既包含焦点产品的优点，也包含部分不足之处；差评为 1 星的评论，主要表达对该产品的不满，并描述消费者遇到的各种问题，是该产品需要改进和提升的关键之处。本研究分别采集好评（5 星和 4 星）、中评（3 星和 2 星）和差评（1 星）前 100 页的评论数据，共计 3000 条。采集后的评论清洗规则与弹幕相同，并采用 LDA 主题模型识别在线评论中有关目标产品的情感态度和需求，与上述产品画像进行对比分析。

LDA 主题识别后，根据好评评论识别出 6 个话题，中评评论识别出 5 个话题，差评评论识别出 6 个话题。基于这些评论构建出的产品需求画像信息如表 5 所示。

表 5 基于评论挖掘的产品需求画像

一级实体	情感属性	产品属性	评价词
华为 Mate40 Pro	好评	摄影系统	拍照、清晰、照片、像素、好看
		运行流畅	麒麟 9000、芯片、流畅、设计、性能
		充电续航	充电、待机时间、快充、电池、续航
		外观设计	曲面、好看、星环、漂亮、手感
		扬声器	双扬声器、声音、立体声、清晰度、音量
		平台服务	送货、第二天、包装、真香、自动
	中评	屏幕表现	绿边、周冬雨屏、失望、抽奖、难看
		运行速度	流畅、运行、速度、问题、可以
		手机质感	满意、质感、无敌、黑色、感受
		产品故障	待机时间、重启、划痕、死机、掉帧
		平台服务	快递、包装、京东、客服、一般
	差评	屏幕表现	周冬雨屏、失望、退货、绿屏、问题
		产品做工	做工、贴膜、瑕疵品、翻新机、代收
		充电续航	充电器、韭菜、很慢、待机、亮度
		平台服务	客服、发货、退款、没货、残次品
		饥饿营销	垃圾、饥饿营销、缺货、欺诈、推脱
		价格变动	降价、便宜、黄牛、差价、刚买

3.4 两种画像的对比分析

表 6 中对比分析了基于弹幕文本的产品需求挖掘与基于在线评论方法的差异，以进一步验证本文所提出研究方法的有效性和独特价值。

表 6 两种画像的对比分析

指标	在线评论	产品 + 弹幕数据
需求特征挖掘	文本挖掘	文本挖掘
调查对象来源	部分消费者	部分消费者及其他品牌用户
需求特征属性	产品部件、服务、营销	产品部件、营销
产品实体数量	5	8
需求属性数量	12	76
相关技术细节	无	有
产品评价细节	不全面，基于部分用户体验	翔实全面，基于视频内容及互动
消费者满意度	评论分类	情感分析
情感态度分析	无	方面级情感分析
竞争对手识别	无	有
竞争对手表现	无	有

具体来看, 两种画像主要有以下两点差异。

(1) 基于弹幕的产品画像可以识别竞品, 分析目标产品与竞品的优劣势。在购物网站中, 消费者的评论主要针对购买过的产品, 评价其使用感受、产品优点及不足, 较少提及相关的市场竞争产品。但在产品测评视频中, 发送弹幕的用户不局限于焦点产品消费者, 还包括其他品牌产品的用户。通过这些弹幕数据, 一方面可以挖掘焦点产品在竞争市场中的表现, 分析自身产品的优劣势, 另一方面还可分析不同方面竞争产品的表现, 识别焦点产品在某一细分功能下的主要竞争对手, 为营销对策制定提供参考依据。

(2) 基于弹幕挖掘的产品需求信息包含细节更丰富。由于测评视频包含了产品自身的参数和性能表现介绍, 全面展示了产品功能特性, 如有关产品前置摄像头和系统功能的内容中, 弹幕及评论均对其功能有用性进行了讨论, 但弹幕还对该功能的隐私安全问题提出了质疑。此外, 视频讨论产品特性时会涉及技术细节, 如屏幕像素点的排列、电池电芯的设计等, 可挖掘出用户对某种细节技术应用的情感态度, 为之后的产品迭代更新提供指导。

4 结论与启示

4.1 研究结论

本文基于手机产品的测评视频和用户弹幕进行方面级情感分析, 并与基于京东购物评论挖掘的产品需求信息进行比较, 为企业了解市场需求提供新的思路。具体的研究结论如下。

一是弹幕文本的方面级情感分析更简单高效。选择 B 站中手机产品测评视频的弹幕为数据来源, 基于 BERT 预训练语言模型进行两次微调, 以产品测评视频内容分区为方面词, 简单高效地实现了对弹幕文本数据的方面级情感分析, 可以准确地识别出视频用户对焦点产品每一方面的情感态度, 实现更细粒度的情感分析。

二是基于产品自身和弹幕文本构建的产品画像更全面更细致。手机测评视频展现了产品自身的九大方面, 在对弹幕文本进行方面级情感分析的基础上, 利用 LDA 对不同方面、不同情感类型下的弹幕文本进行主题分类, 构建的产品画像可以呈现更广泛的细节需求。如对某技术应用的观点态度、对营销宣传的意见和建议、对产品各方面主要竞争对手的态度, 明确产品不同维度的发展方向, 进而为企业制定更有针对性的竞争战略。

4.2 管理启示

本文通过分析产品测评视频的弹幕文本数据, 为企业挖掘用户需求、优化产品策略提供了参考。

一是捕捉用户潜在需求。基于情感的弹幕热点话题识别, 聚焦于用户视角下的产品表现, 可帮助企业了解视频用户对产品各方面话题和内容的情感倾向。例如, 弹幕文本中高频出现的极具正面倾向的关联话题 (如“功能优化”与“温控散热”、“发热表现”), 揭示了用户积极的情感态度, 企业可据此优化产品功能组合, 未来在营销中突出“高帧率游戏+长效散热”的协同优势。此外, 弹幕中频繁提及的竞品对比信息还可帮助企业快速定位市场威胁, 调整竞争策略。

二是精准识别产品改进方向。通过对弹幕文本的细粒度情感分析, 企业能够将用户情绪反馈

精确对应到产品的具体功能点（如屏幕显示、电池续航、拍照效果等），并量化评估各维度的用户满意度，在未来产品研发和功能优化实践中，选择重要优先改进方向。相较于传统的用户需求调查，该方法能实时捕捉用户使用场景中的真实痛点，为产品迭代提供动态依据。

三是构建产品市场需求变化洞察体系。在互联网迅速发展的背景下，产品测评视频中产生的弹幕文本数据具有实时性与交互性特质，使企业能够追踪产品口碑的阶段性变化，如新品发布后用户关注点的迁移规律。未来企业可据此建立弹幕分析专项小组，制作生成“用户情感波动变化图”，并将其纳入战略决策流程，尤其是在功能升级、产品迭代等关键节点前开展针对性分析。

4.3 研究局限及展望

本研究通过挖掘弹幕数据的深层价值，为企业挖掘产品需求拓展了新的思路，但仍存在局限。首先，本研究采用人工方式对产品方面进行划分，仅限于自身固有属性方面较少的产品，对于方面较多的产品使用这种方式成本较高。其次，产品测评视频下产生的弹幕文本数据受平台用户群体特征影响（如年轻化倾向），其结论在其他年龄段市场的适用性需验证。最后，用户情感表达存在即时性与碎片化特征，长期态度演变规律仍需跟踪研究。未来可探索弹幕数据与产品其他数据如销售数据的关联分析，并开发低门槛的分析工具，以助力中小企业数字化转型。

未来应用可拓展至三方面：一是产品全周期管理，从研发、上市到退市阶段，分析不同类型视频下的弹幕数据并实时反馈优化产品生命周期；二是跨平台数据整合，结合电商评论、社交媒体等多源数据，多渠道收集用户产品需求，构建更完整的用户画像；三是根据产品自身固有方面属性设计自动化识别方法，从测评视频中识别弹幕的方面属性，提升产品画像的构建效率。

【参考文献】

- [1] 中国互联网络发展状况统计报告[J]. 中国科技信息, 2018, 577(5): 6-7.
- [2] Timoshenko A, Hauser J R. Identifying customer needs from user-generated content[J]. Marketing Science, 2019, 38(1): 1-20.
- [3] Morrison K. YouTube has become a trusted source for product reviews[EB/OL]. [2025-02-21]. <https://www.adweek.com/performance-marketing/youtube-has-become-a-trusted-source-for-product-reviews-infographic/>.
- [4] Yang C, Yan H, Yu D, et al. Multi-site user behavior modeling and its application in video recommendation[C]//Proceedings of the 40th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. 2017: 175-184.
- [5] Kagie M, Van Wezel M, Groenen P J F. Online shopping using a two dimensional product map[C]//International Conference on Electronic Commerce and Web Technologies. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2007: 89-98.
- [6] Yang F, Rampalli N, Lamba D. Determination of Product Attributes and Values Using a Product Entity Graph: U.S. Patent 9,607,098[P]. 2017-3-28.
- [7] Albers A, Heimicke J, Walter B, et al. Product profiles: modelling customer benefits as a foundation to bring inventions to innovations[J]. Procedia CIRP, 2018, 70: 253-258.

钱明辉, 李胡蓉, 钟瑞玲, 等. 基于弹幕文本方面级情感分析的产品画像构建 [J]. 文献与数据学报, 2025, 7 (3): 018-033.

- [8] Tyulin A E, Chursin A A. Creating a smart management system for the manufacture of unique products [J]. Russian Engineering Research, 2020, 40(11): 922-925.
- [9] Kim H. Towards a sales assistant using a product knowledge graph [J]. Journal of Web Semantics, 2017, 46: 14-19.
- [10] 单杏花, 王富章, 朱建生, 等. 铁路客运大数据平台架构及技术应用研究 [J]. 铁路计算机应用, 2016, 25 (9): 14-16, 30.
- [11] 杨美婷, 刘蓓琳, 王韵博. 基于“产品画像”的乳制品安全预警系统研究 [J]. 黑龙江畜牧兽医, 2017 (12): 27-29, 290.
- [12] 王颖. 基于知识图谱的产品画像构建研究 [D]. 南京: 南京理工大学, 2018.
- [13] Jeong B, Yoon J, Lee J. Social media mining for product planning: a product opportunity mining approach based on topic modeling and sentiment analysis [J]. International Journal of Information Management, 2019-10, 48: 280-290.
- [14] 李贺, 谷莹, 刘嘉宇. 数据驱动下基于语义相似性的产品需求识别研究 [J]. 情报理论与实践, 2022, 45 (5): 99-106.
- [15] 徐孝娟, 赵泽瑞. 非遗短视频用户信息需求特征及其参与行为研究——以“黄梅戏”短视频在线评论为例 [J]. 现代情报, 2022, 42 (8): 74-84.
- [16] 沈超, 王安宁, 方钊, 等. 基于在线评论数据的产品需求趋势挖掘 [J]. 中国管理科学, 2021, 29 (5): 211-220.
- [17] 张振刚, 罗泰晔. 基于在线评论数据挖掘和Kano模型的产品需求分析 [J]. 管理评论, 2022, 34 (11): 109-117.
- [18] 曹喆, 郭慧兰, 吴江, 等. 元宇宙的理想与现实: 基于评论挖掘的VR产品用户感知研究 [J]. 数据分析与知识发现, 2023, 7 (1): 49-62.
- [19] 李松, 王磊, 王千羽. 基于评论信息的网络购物用户兴趣画像研究 [J]. 情报科学, 2023, 41 (11): 128-133.
- [20] 王伟. 新媒介语境下弹幕的亚文化研究 [J]. 首都师范大学学报 (社会科学版), 2021 (3): 153-160.
- [21] 闫方洁. 媒介文化研究视角下“弹幕”的生成机制及其亚文化意义 [J]. 思想理论教育, 2017 (10): 81-85.
- [22] 陈席元. 弹幕话语建构的青年亚文化网络社群研究——以哔哩哔哩网对Keyki事件反应为例 [J]. 电脑知识与技术, 2014, 10 (20): 4667-4669, 4721.
- [23] 李展, 陆旖婷. 弹幕亚文化的传播机制研究 [J]. 武汉纺织大学学报, 2018, 31 (1): 48-52.
- [24] 孙藜. 数字平面中书写的“观看化”: “弹幕”媒介史之思 [J]. 新闻记者, 2022 (12): 41-52.
- [25] 杨阳, 李永泽, 张志强. 媒介文化的折射: 在线读书会读者的评论特征研究 [J]. 图书馆论坛, 2024, 44 (3): 211-219.
- [26] 孟凡萧, 吴怀东. 论“语—图”互文视域下的弹幕生成机制——“逆仿”的律动与跨媒介的狂欢 [J]. 现代传播 (中国传媒大学学报), 2022, 44 (10): 106-111, 119.
- [27] 谭雪芳. 弹幕、场景和社会角色的改变 [J]. 福建论坛 (人文社会科学版), 2015 (12): 139-145.
- [28] 陆晓明, 戴晓耘. 视频化生存与互动: vlog视频用户的动机与行为研究 [J]. 未来传播, 2022, 29 (6): 83-96.
- [29] 郑飏飏, 徐健, 肖卓. 情感分析及可视化方法在网络视频弹幕数据分析中的应用 [J]. 现代图书情报技术, 2015 (11): 82-90.
- [30] 孙晓宁, 姚青. 多元主题场景下的用户弹幕与评论特征比较研究: 基于Bilibili网站 [J]. 情报理论与实践, 2021, 44 (9): 135-141, 121.

- [31] 张腾, 倪渊, 莫同等. 弹幕视频的情感时间曲线聚类与传播效果 [J]. 数据分析与知识发现, 2022, 6 (6): 32-45.
- [32] Zhang J, Zhang A, Liu D, et al. Customer preferences extraction for air purifiers based on fine-grained sentiment analysis of online reviews [J]. Knowledge-Based Systems, 2021, 228: 107259.
- [33] 王敏, 徐健. 视频弹幕与字幕的情感分析与比较研究 [J]. 图书情报知识, 2019 (5): 109-119.
- [34] 魏来, 王伟洁. 基于互动仪式链理论的视频网站弹幕信息情感分析——以Bilibili健康科普类视频为例 [J]. 情报理论与实践, 2022, 45 (9): 119-126.
- [35] Li J, Li Y. Constructing dictionary to analyze features sentiment of a movie based on Danmakus [C]//International Conference on Advanced Data Mining and Applications. Cham: Springer International Publishing, 2019: 474-488.
- [36] 邓扬, 张晨曦, 李江峰. 基于弹幕情感分析的视频片段推荐模型 [J]. 计算机应用, 2017, 37 (4): 1065-1070, 1134.
- [37] 洪庆, 王思尧, 赵钦佩, 等. 基于弹幕情感分析和聚类算法的视频用户群体分类 [J]. 计算机工程与科学, 2018, 40 (6): 1125-1139.
- [38] 庄须强, 刘方爱. 基于AT-LSTM的弹幕评论情感分析 [J]. 数字技术与应用, 2018, 36 (2): 210-212.
- [39] 叶健, 赵慧. 基于大规模弹幕数据监听和情感分类的舆情分析模型 [J]. 华东师范大学学报 (自然科学版), 2019 (3): 86-100.
- [40] 曾诚, 温超东, 孙瑜敏, 等. 基于ALBERT-CRNN的弹幕文本情感分析 [J]. 郑州大学学报 (理学版), 2021, 53 (3): 1-8.
- [41] 王文韬, 陈千, 张肖, 等. 弹幕视角下的网络热搜健康视频关注度与情感分析 [J]. 图书馆论坛, 2022, 42 (3): 98-107.
- [42] 李伟卿, 汪文涛, 黄炜, 等. 弹幕视频网站用户持续使用行为的影响因素及其可解释性分析——基于感知价值的视角 [J]. 现代情报, 2023, 43 (12): 63-72.
- [43] Li Z, Li R, Jin G. Sentiment analysis of Danmaku videos based on Naive Bayes and sentiment dictionary [J]. IEEE Access, 2020 (8): 75073-75084.
- [44] Li C, Wang J, Wang H, et al. Visual-textual emotion analysis with deep coupled video and Danmu neural networks [J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2020, 22(6): 1634-1646.
- [45] 刘启诚, 余承东. 在一起, 就可以“跃见非凡” Mate40 [J]. 通信世界, 2020, 857 (29): 8.
- [46] 李艳红, 程翔. 基于网络论坛文本挖掘的笔记本电脑满意度研究 [J]. 微型机与应用, 2014, 33 (18): 61-65.
- [47] 搜狗输入法. 搜狗拼音词库 [EB/OL]. [2025-02-21]. <https://pinyin.sogou.com/dict/>.
- [48] 骆逸欣, 严志科, 尹红炼. 改进的点互信息微博情感分类方法 [J]. 电脑与信息技术, 2017, 25 (2): 14-15, 19.
- [49] 范庆春, 匡皓松, 谢飞. 融合词向量和点互信息的领域情感词典构建 [J]. 阜阳师范大学学报 (自然科学版), 2021, 38 (3): 73-80.
- [50] 张鑫玉, 才智杰. 基于Bert-BiGRU-CNN的文本情感分析 [J]. 计算机仿真, 2023, 40 (7): 519-523.
- [51] Transformers Simple. Configuring a simple transformers model [EB/OL]. [2025-02-21]. <https://simpletransformers.ai/docs/usage/#additional-evaluation-metrics>.
- [52] 陈嘉钰, 李艳. 基于LDA主题模型的社交媒体倦怠研究——以微信为例 [J]. 情报科学, 2019, 37 (12): 78-86.
- [53] 王宇晗, 林民, 李艳玲, 等. 基于BERT的嵌入式文本主题模型研究 [J]. 计算机工程与应用, 2023,

59 (1) : 169–179.

[54] Mimno D, Wallach H, Talley E, et al. Optimizing semantic coherence in topic models [C] // Proceedings of the 2011 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. 2011: 262–272.

[55] 刘燕, 李露琪, 侯丽. 面向知识服务系统的用户画像研究与应用 [J]. 中华医学图书情报杂志, 2020, 29 (11) : 16–23.

Product Portrait Construction Based on Aspect-level Sentiment Analysis of Barrage Texts

Qian Minghui¹ Li Hurong² Zhong Ruiling¹ Zhao Zelong¹

(1.School of Information Resources Management, Renmin University of China, Beijing 100872, China;

2.Archives of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

Abstract: [**Purpose/Significance**] User-generated content (UGC) is an important data source for enterprises to gain insight into user product preferences and needs in the Internet era. As an important UGC generated by short videos of product evaluation, barrage is of great significance for enterprises to build product portraits that match user emotional values. [**Method/Process**] Based on the twice-fine-tuned BERT model, this paper conducts aspect-level sentiment analysis on the barrage of Huawei mobile phone evaluation videos on Bilibili, and then uses LDA to classify the barrages with different emotional polarities under various aspects to construct a mobile phone product portrait, which is compared with the product demand portrait constructed based on online reviews of shopping websites. [**Result/Conclusion**] The aspect-level sentiment analysis of barrage text can capture the emotional demand characteristics that are easily overlooked in traditional comments, accurately identify the emotional orientation of video users towards products, and thus explore more detailed product features, which helps enterprises to clearly locate the main competitors and alternative threats in various dimensions of products, so as to formulate more targeted competitive strategies.

Keywords: Product profile; Aspect-level sentiment analysis; Barrage analysis; Text mining

(本文责编: 王秀玲)