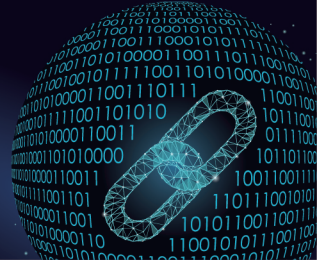




中国科技期刊卓越行动计划项目入选期刊

控制与决策

CONTROL AND DECISION



用户评论异质情感的主题聚类仿真

张书涛, 杨志强, 苏建宁, 周爱民

引用本文:

张书涛, 杨志强, 苏建宁, 周爱民. 用户评论异质情感的主题聚类仿真[J]. *控制与决策*, 2024, 39(11): 3645–3654.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2023.0978>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于迁移学习灰支持向量回归机的交互式进化计算

Interactive evolutionary computation based on transfer learning grey support vector regression

控制与决策. 2021, 36(10): 2399–2408 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0420>

基于聚类簇结构特性的自适应综合采样法在入侵检测中的应用

Toward intrusion detection via cluster structure-based adaptive synthetic sampling approach

控制与决策. 2021, 36(8): 1920–1928 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1672>

基于云模型和多层权重求解的多粒度语言大群体决策方法

Multi-granularity linguistic large group decision-making based on cloud model and multi-layer weight determination

控制与决策. 2021, 36(9): 2257–2266 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0102>

基于模式运动的一类生产过程调节性能与聚类参数关系

Relationship between clustering parameters and regulation performance of a class of production processes based on pattern moving

控制与决策. 2020, 35(5): 1025–1038 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.1142>

一种基于相对密度和决策图的聚类算法

A novel clustering algorithm based on relative density and decision graph

控制与决策. 2018, 33(11): 1921–1930 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2017.0822>

用户评论异质情感的主题聚类仿真

张书涛, 杨志强, 苏建宁[†], 周爱民

(兰州理工大学 设计艺术学院, 兰州 730050)

摘要: 产品优化设计策略中, 基于用户喜好评价信息开展产品关注度挖掘和用户满意度变化规律的预测研究至关重要. 现有研究大多采用基于量表的半结构化数据分析模型, 忽略了评价过程的多维度非线性决策属性, 尤其是感性意象之间的耦合问题. 对此, 面向非结构化数据构建异质情感主题聚类仿真流程, 首先利用网络爬虫获取用户在线评论文本; 其次, 借助 Word2vec 词向量进行文本数值化编码, 并通过情感分析模型完成情感二分类判断, 建立正向和负向情感数据集; 然后, 采用 BTM 主题聚类模型开展异质情感主题聚类; 最后, 输出多维评价指标量化结果. 仿真结果表明, 所构建的仿真流程能够准确进行二分类判断 (信度检验均大于 0.85), 且主题聚类结果契合产品优化策略.

关键词: 在线评论; 情感分类; BTM 主题聚类; 设计决策; 用户满意度; 感性工学

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2023.0978

引用格式: 张书涛, 杨志强, 苏建宁, 等. 用户评论异质情感的主题聚类仿真 [J]. 控制与决策, 2024, 39(11): 3645-3654.

Topic clustering simulation of heterogeneous emotions in user comments

ZHANG Shu-tao, YANG Zhi-qiang, SU Jian-ning[†], ZHOU Ai-min

(School of Design Art, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China)

Abstract: In a product optimization design strategy, it is very important to carry out product attention mining and prediction of user satisfaction change law based on user preference evaluation information. Most of the existing research adopts a scale-based semi-structured data analysis model, which ignores the multi-dimensional nonlinear decision-making attributes of the evaluation process, especially the coupling problem between differential kansei images. In this regard, a heterogeneous emotional theme clustering simulation process is developed for unstructured data, and the web crawler is first used to obtain the user's online comment text. Then, with the help of Word2vec, the text is numerically encoded, and the sentiment binary classification judgment is completed by the sentiment analysis model, and the positive and negative sentiment datasets are established. Then, the BTM is used to carry out heterogeneous emotional theme clustering. Finally, the quantitative results of multi-dimensional evaluation indicators are output. The results show that the constructed simulation process can accurately judge dichotomous (the reliability test is greater than 0.85), and the topic clustering results are in line with the product optimization strategy.

Keywords: online comment; sentiment classification; biterm topic model; design decision; user satisfaction; kansei engineering

0 引言

随着网络通信技术的飞速发展, 大量产品设计案例得到了极大程度的推广. 同时, 用户购物行为也从单一的线下方式普及至各类线上购物平台^[1]. 用户可使用非结构化的图文信息在电商平台对产品开展真实评价, 并为产品优化设计提供用户需求层面的意见

参考. 虽然用户差异性的认知表达会增加离散性评论, 增加用户需求挖掘难度, 但用户情感需求仍具备稳定的因果约束. 因此, 针对用户评论文本开展情感分析, 尤其是对异质情感进行主题聚类, 可实现用户群在产品满意度上的快速共识效果, 从而缩短设计方案优化所需的迭代历程, 并降低产品开发的试错成

收稿日期: 2023-07-12; 录用日期: 2023-11-18.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (51705226, 52165033); 甘肃省高等学校青年博士基金项目 (2022QB-047); 甘肃省教育厅研究生“创新之星”项目 (2023CXZX-496).

责任编辑: 徐泽水.

[†]通讯作者. E-mail: sujn@lut.edu.cn.

*本文附带电子附录文件, 可登录本刊官网该文“资源附件”区自行下载阅览.

本.

传统感性工学通过提取消费者对产品的感受,以“意象”作为量化载体,建立设计要素与用户认知的映射关系,有效推动了设计方案的迭代优化^[2].但用户对产品满意度的判断属于多目标综合决策活动^[3],单一的线性求解过程极易造成设计认知的强耦合;因此,多视域的情感满意度综合评价方法应运而生^[4].例如,宋豪达等^[5]通过建立多维用户消费评价指标,归纳了直接影响用户决策结果的“约束性”“必要性”“可选性”3类消费属性指标,并利用灰色关联聚类方法完成了方案的分级评价,突破了传统线性评价的局限性;景立挺等^[6]针对认识差异性和模糊性所导致的用户需求难以准确评估的问题,提出了一种基于模糊决策和试验评估实验室法(decision-making trial and evaluation laboratory, DEMATEL)的需求关系有向图,并结合信息熵及三角模糊函数,通过计算主客观评价权重,最终利用因果分析获取设计需求综合权重.上述研究通过多维度约束和优化评价算法等途径,模拟用户复杂的决策过程,计算原理契合用户决策思维的非线性特征,并且在模型构架上具备合理的解释性,但在算法简化和泛化能力上尚存在一定的局限性.

文本情感分析通过探究消费者(用户)认知规律,为计算用户需求关注度提供了方法支撑.例如,李杨等^[7]综述了在线评论分析的发展现状,从评论文本的有用性、用户购买决策判断、评论真伪的识别、意见偏好挖掘等4个方面论证了基于在线评论的用户情感分析,可推动产品设计的良性发展;Babić等^[8]对评论文本开展Meta分析,结果显示产品销量的降低并非受单一的消极评论影响,评论的情感跨度值(程度差值)直接影响着用户购买决策的判断结果;赵敬华等^[9]针对概率语言信息下的双边匹配问题,提出了一种基于BWM(best-worst method)、DEMATEL的权重计算方法,并以新能源汽车服务设计为例,结合决策者心理行为量化计算结果,完成了产品服务设计最优方案的筛选.上述研究表明,情感分析可以从多属性出发,还原用户的认知过程,为购买行为的发生提供科学解释.通过挖掘消费者的偏好兴趣,推动了产品设计智能化发展.

此外,文本情感分析也满足了从粗粒度(coarse-fined)到细粒度(grain-fined)输出的精度要求,即可实现文档级与句子级的情感分析量化,以满足个性化的情感分析需求^[10].依据量化方法的不同文本情感分析可分为:1)基于机器学习的方法;2)基于词典的

方法;3)基于深度学习的方法.但上述3种独立模型的泛化能力均存在局限性.例如,监督学习的方法需建立庞大的基础词典库;半监督学习分析结果高度依赖训练集的标签准确性(标签需人工标注);无监督机器学习忽视了评论文本中多主题并存问题;基于深度学习的方法除需要专业的编程知识外,分析结果的有效性依赖于训练集的典型性,且满足计算要求的训练集体量呈指数型增长,导致算法的可实现性较差.因此,学者们通过知识整合与多方法并行的优势互补原则,提出了诸多新的研究范式.例如,Li等^[11]结合Catchwords网络用语词典与贝叶斯半监督学习模型,提升了视频弹幕的主题识别和情感分析的准确性;余传明等^[12]融合标签迁移(无监督学习)与深度学习的优势,提出了一种GRU-LSTM-CRF模型,完成了跨语言实体抽取研究;Li等^[13]通过对比多种算法的输出效果,验证了融合机器学习和基于词典的方法可以获得更加精确的情感分析结果.

综上,本文借助用户评论数据,融合文本情感分析方法,开展异质情感的主题聚类仿真研究,从而输出满足用户期望的产品创新设计决策.首先,爬取电商平台用户评论作为文本分析语料库;其次,通过朴素贝叶斯(监督学习)情感分析方法对非结构文本进行二分类判断,建立用户评论异质情感数据集;然后,采用BTM主题模型(biterm topic model)改善短文本词汇稀疏性问题;最后,利用词汇共现关系的最小生成树简化内部关联信息,开展异质情感词汇关联强度可视化处理,析出影响购买决策的关键因素,实现用户决策的因果分析.结果显示:1)在词向量表征阶段加入Skip-Gram检测处理,可确保中文语义在数值型转译结果间的情感关联性;2)所构建的仿真模型在准确率、负向查找率和 F 值的计算结果均大于0.9,负向识别率计算结果大于0.85,验证了评论异质情感主题聚类仿真的有效性.

1 基础理论

1.1 网络爬虫

构建情感分析语料库时,传统人工收集的方法在数据量和数据的有用性上都存在一定程度的局限性.然而在线评论的丰富语料资源可弥补上述语料库的构建问题.其中,网络爬虫技术是通过编程的方式,代替人工对网页内指定信息进行采集的一种手段.通过个性化的程序设定,可针对性地获取相关图文评论信息,从而降低数据的获取难度,为后续情感分析研究提供准确可靠的文本语料数据源.

1.2 Word2vec 词向量

传统词向量研究中, one-hot 词向量编码方法通过构建一个总长为 n 的序列 (n 表示词典总数), 其中, 词汇对应词典唯一序列记为 1, 其他序列为 0, 从而使词典中任意词汇都有唯一编号. 但受限于余弦相似度的计算难度 (特征空间维度过于复杂), one-hot 词向量在多目标相似度计算中表现欠佳. 为解决上述问题, 谷歌公司开发了 Word2vec 词向量工具, 通过构建低维度的词向量矩阵, 使任意词汇均可用实数表示, 从而利用有限的词向量维度表示无限数量的词汇^[14]. 同时, 该技术避免了数据维度灾难, 从而降低词汇语义相似度计算难度, 解决了文本情感分析的数值转译问题. 针对语义相似度计算, 神经网络语言模型 (neural network language model, NNLM) 通过统计文本特征共现频率的方式可以实现关联词汇的预测输出^[15]. 但该模型训练过程通常采用随机梯度下降的方法进行迭代计算, 导致隐藏层到输出层的权重矩阵计算十分耗时, 进而加剧了模型计算的时间成本. 因此, 为提高模型的整体运算能力, Skip-Gram 检测模型通过删除隐藏层, 采用随机选取输入层的方式, 在保证原始文本随机抽样的前提下缓解了模型的计算复杂度^[16].

1.3 情感分类监督学习

情感分类是 NLP 领域的研究热点之一. 其主流研究方法可分为两类, 分别是基于词典和基于机器学习的方法. 传统基于词典的方法通过人为定义一款高质量的情感词典, 利用词频统计的原理, 对文本进行情感打分, 实现文本信息的情感程度量化; 基于机器学习的方法则是通过小体量评论数据 (已完成情感标注), 提取其评论特征词汇的上下文信息并开展神经网络训练, 保留测试效果最佳的训练模型, 最终对剩余 (大体量) 评论完成自动化的情感分类. 相较而言, 后者借助监督学习的优势, 利用小体量样本训练模型, 即可实现剩余文本的全局性分类结果输出, 且模型的泛化能力优于前者.

1.4 文本主题聚类模型

用户在线评论以短文本形式居多. 而基于 3 层贝叶斯概率模型结构的 BTM 主题模型将文本信息转化为词汇对, 扩充了参与模型训练的词汇基数^[17]. 例如, “蓝色烤箱非常好看” 在分词处理后表示为 “蓝色-烤箱” “蓝色-非常” “蓝色-好看” “烤箱-非常” “烤箱-好看” “非常-好看” 6 组词汇对, 相较于初始分词基数 (基数为 4) 能够较好地解决短文本分词结果的稀疏性问题. 因此, 相较于传统 LDA 主题模型 (latent dirichlet

allocation), BTM 主题模型在短文本的深层次语义挖掘方面更具有优势. 同时, 无监督学习方式的主题聚类模型, 通过训练集的多次迭代计算能够更好地挖掘非结构化文本 (口语文本) 的潜在关联信息, 并利用主题聚类结果实现用户离散评论信息的量化表征. 此外, 计算机强大的运算能力在满足计算效率的同时, 可规避单一主观判断所导致的聚类误差, 符合客观性用户需求聚类结果.

2 异质情感的主题聚类仿真

通过近似特征聚集、差异特征分散的基本原则, 主题聚类可以快速实现信息降维, 从而析出特征主题, 实现用户需求关注的全局性描述. 在主题聚类的基础上, 本文通过爬取研究样本的线上评论文本, 并加入 Skip-Gram 检测确保数值型转译结果在语境上仍保留有相关性; 通过多组人工标注的方法, 提升文本情感二分类模型的泛化能力; 构建 BTM 主题聚类模型, 通过主题聚类信度验证 (困惑度计算) 选取最佳主题聚类数, 并进行可视化描述, 最终完成设计决策的结果输出. 具体研究流程如图 1 所示.

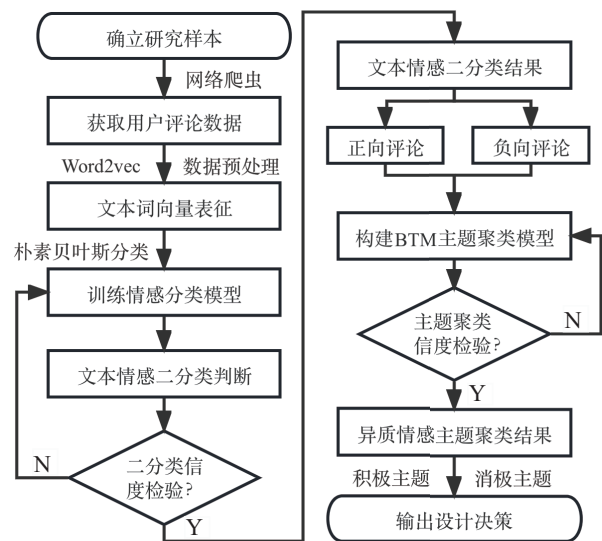


图 1 异质情感的主题聚类仿真流程

2.1 文本词向量表征

自然语言是人类进行思想表达的抽象总结, 而计算机在信息加工处理时仅能识别二进制数据, 因此文本的数值化 (词向量) 处理是机器学习的基本前提. 本文通过 Word2vec 词向量工具建立词向量矩阵, 实现用户评论词汇的数值型转译. 同时, 为确保相近语义词汇在词向量转译后仍保持较强的关联效果 (语义相似度), 在数据处理阶段采用 Skip-Gram 检测模型开展词向量转译模型训练. 其中, 原始文本分词语料集 $W = \{w_1, w_2, \dots, w_n\}$, 设上下文检索窗口长度为 l , 通过 Word2vec 词向量编码规则完成分词内容

的数值转译,并作为训练模型的输入层 x . 模型训练的最大化期望表示为

$$P = \sum_{x_i \in W} \sum_{x_j \in A^*} \log P(x_i | x_j). \quad (1)$$

其中: A^* 表示词汇 w_i 的上下文词汇, x_j 表示从上下文词汇中随机选取的词向量. 此外,通过增加训练数据集的方法,可提升输出层的预测精度,即保留词汇间的关联效果.

2.2 文本情感二分类判断

用户评价文本的情感分析属于典型的回归问题,即通过分析各变量(特征词汇)之间的关系输出具体的分类结果. 现有研究可概括为:积极类、消极类,部分则加入了中性这一类别,但综合考虑中文语境的复杂性和不对称数据集对计算结果的负面影响,二元分类方法仍是情感分析的首要选择^[18]. 其中,贝叶斯推断基于条件概率的事件发生概率,可以计算先验事件 A 受事件 B 影响的后验发生概率 $P(A|B)$,实现条件概率事件的分类研究. 经典的贝叶斯推断可表示为

$$P(A|B) = P(A) \frac{P(B|A)}{P(B)}. \quad (2)$$

其中:先验概率 $P(A)$ 表示 B 事件未发生时事件 A 的发生概率;后验概率 $P(A|B)$ 表示事件 B 发生后 A 事件的预测发生概率; $P(B|A)/P(B)$ 为调整函数,其目的是使后验概率更接近真实概率^[19].

朴素贝叶斯情感分析模型^[20]则在式(2)的基础上,提取各事件下的特征参数(特征词汇),并将特征参数定义为同等重要的独立特征. 在开展二分类情感判断时,需提供 m 条已完成人工标注的评论文本作为测试集. e_j 表示评论文本情感标注结果, e_1 表示标注结果为负向情感, e_2 表示标注结果为正向情感, $m(e_j)$ 表示测试集中包含的 e_j 情感评论数量. 则包含特征参数 $y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$ 的评论文本,其情感判断结果属于 e_j 的条件概率为

$$P(e_j|y) = \frac{P(e_j)}{P(y)} \prod_{i=1}^m P(y_i | e_j), \quad (3)$$

$$P(e_j) = \frac{m(e_j)}{m}. \quad (4)$$

其中: $P(y_i|e_j)$ 表示 e_j 情感下评论文本 y_i 对应特征词汇的发生概率; $P(e_j)$ 为 e_j 情感下的先验概率.

通过式(3)和(4)可以计算各评论文本在中文语境中的情感趋势概率,从而实现评论文本情感二分类判断结果输出.

2.3 朴素贝叶斯情感分析信度检验

朴素贝叶斯情感分析属于多指标综合分类问题,各变量间的相互作用对分类效果具有重要影响. 因

此,为进一步验证文本情感二分类判断结果的可靠性,构建判断矩阵对分类结果进行信度检验. 其中: Y_1 表示真实负向情感被正确预测的评论数量, N_1 表示真实负向情感未被正确预测的评论数量, N_2 表示真实正向情感未被正确预测的评论数量, Y_2 表示真实正向情感被正确预测的评论数量.

各指标计算公式及其含义如下:

1) 准确率 = $(Y_1 + Y_2)/(Y_1 + N_2 + Y_2 + N_1)$, 表示训练模型对整体数据的识别效果(包含正向与负向数据的识别),其数值越接近于1识别准确率越高.

2) 负向查找率 = $(Y_1)/(Y_1 + N_2)$, 表示训练模型对负向情感的查找能力,其数值越高表明负向情绪查找越敏感.

3) 负向识别率 = $(Y_1)/(Y_1 + N_1)$, 表示训练模型对负向情感趋势的识别能力,其数值越高表明对文本的负向情感趋势识别能力越强.

4) F 值 = $2 \times$ 负向查找率 \times 负向识别率 / (负向查找率 + 负向识别率), 表示负向情感的综合识别效果,其数值越高识别效果越佳.

2.4 BTM主题聚类

通过情感二分类判断,可将原始用户评论数据分为正向、负向两部分,实现粗粒度的用户情感描述. 但二分类的结果在设计决策应用层面仍然具有较高的复杂程度,不利于用户需求挖掘的结果展示. 因此,本文在分词的基础上构建BTM主题聚类模型进行决策的细粒度结果输出. 在BTM主题模型训练阶段,需要将全体评论文本信息处理为相互独立的词汇对,并针对异质情感语料库开展用户主题聚类,提取各主题所包含的决策信息(特征词汇). 其中词汇对 $d_1 = (w_i, w_j)$ 在主题 q_1 下的共现概率表示为

$$P(d_1) = \sum_{n=1}^k P(q_1) P(w_i | q_n) P(w_j | q_n). \quad (5)$$

评论文本数据集中任意一条文本 z 属于主题 q_m 的条件概率可表示为

$$P(q_m|z) = \sum_d P(q_m|d) P(d|z). \quad (6)$$

其中: $P(q_m|d)$ 表示任意主题 q_m 下词汇对 d 的共现概率, $P(d|z)$ 表示词汇对 d 与文本 z 的共现概率.

依据贝叶斯计算公式推断, $P(q_m|d)$ 可表示为

$$P(q_m|d) = \frac{P(q_m) P(w_i | q_m) P(w_j | q_m)}{\sum_{m=1}^k P(q_m) P(w_i | q_m) P(w_j | q_m)}, \quad (7)$$

$$P(d|z) = \frac{N_z(d)}{\sum_{n=1}^m N_z(d_n)}. \quad (8)$$

其中: $P(w_i|q_m)$ 表示词汇 w_i 出现在主题 q_m 的先验概率, $N_z(d)$ 表示评论文本 z 中词汇对 d 的出现次数, $\sum_{n=1}^m N_z(d_n)$ 表示文本 z 内包含的所有词汇对的数量.

2.5 BTM主题聚类信度检验

主题相似性可衡量聚类集团的划分效果. 理想的主题划分结果间应具备较大的差异性, 以避免聚类结果的过拟合问题. 其中, 余弦相似度通过特征空间向量夹角的余弦值反映聚类结果间的相似程度, 其计算公式为

$$\text{sim}(X, Y) = \cos \theta \frac{X \cdot Y}{|X| \times |Y|} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i y_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n x_i^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n y_i^2}}. \quad (9)$$

其中: X 和 Y 表示不同的词向量, x_i 表示具体的词向量维度数值, n 表示前期所构建的 Word2vec 词向量维数.

实际研究中, 如果仅以主题相似性计算结果作为聚类信度检验, 会产生数值最优化求解陷阱, 即随着聚类主题数量的增加, 余弦相似度数值显著降低, 但整体聚类效果愈加离散, 导致最终主题数量 k 过大从而抑制了文本信息的降维效果^[21]. 而主题困惑度 (topic perplexity) 通过对比各主题之间的关联性差异程度, 反映主题数量与整体聚类效果的契合程度, 以确定最佳主题数 k . 主题困惑度 D 的计算公式为

$$\text{perplexity}(D) = \exp \left(- \frac{\sum_{m=1}^k \log P_{q_m}(w)}{\sum_{m=1}^k N_{q_m}} \right). \quad (10)$$

其中: k 表示具体的主题数, N_{q_m} 表示全体数据集中的词汇数, $P_{q_m}(w)$ 表示主题 q_m 内各词汇的出现概率.

3 仿真结果与分析

3.1 评论文本爬取及数值化转译

以家用烤箱为研究对象, 针对销量排名前两名的淘宝、京东线上购物平台, 通过网络爬虫技术采集用户评论文本作为仿真数据来源, 本文共采集用户评价数据 17 052 条. 使用 Word2vec 词向量工具对中文分词结果进行编码, 其中词向量维度设定为 20, 满足了全体词汇的编码需求. 此外, 窗口长度对模型的训练成本和输出结果的准确性具有重要影响. 本文以词汇“外观”为例, 计算各窗口长度下的词汇相关度. 结果表明, 当 $l = 1$ 时词汇相关度计算结果最佳

(0.970 24), $l = 4$ 时计算结果次之 (0.960 22). 但 $l = 1$ 时, 窗口长度设定过小, 会使训练任务集中于过少的短对话文本, 导致无法学习到足够的知识信息, 最终降低训练模型的可用性. 因此, 最终设定检索窗口长度 $l = 4$.

3.2 用户评论文本情感分析

为保证情感分类结果的准确性, 将评论数据划分为两个数据集: 数据集 1 为模型检测数据, 包含训练集和测试集 (比例为 8 : 2); 数据集 2 为待检测数据, 且数据集 1 和数据集 2 无交集. 为避免情感趋势的人工标注结果受个体偏好影响, 召集 10 名设计师对数据集 1 进行文本情感趋势人工标注, 将正向情感趋势标记为 1, 负向情感趋势标记为 -1, 并以 1 000 条数据 (负向数据占比不低于 40%) 为增量设置 5 个训练梯度, 数据集 1 共包含 5 000 条评论.

通过判断矩阵分别对数据集 1 中的 5 个训练梯度进行信度检验. 模型的准确率反映情感分类的综合信度, 但考虑到整体评价文本的正向情感数量明显大于负向情感数量, 为提升负向情感数据的判别敏感度, 加入负向查找率、负向识别率及 F 值作为补充指标, 选取最佳训练模型对数据集 2 开展情感分析. 计算结果表明, 当训练文本梯度为 5 时, 各指标均大于 0.85, 模型准确率 (值) 和 F 值均大于 0.9, 表明了所训练的情感分析模型满足测试要求^[22].

随后, 利用满足测试要求的朴素贝叶斯情感分析模型对数据集 2 开展情感二分类判断, 并输出异质情感下的特征词汇共现关系图. 如图 2 所示, (a) 为负向情感特征词汇共现关系, (b) 为正向情感特征词汇共现关系. 其中: 圆形节点表示特征词汇, 节点大小表示特征词汇的共现频次; 节点间依据共现关系建立连线; 将特征词汇重要度进行均值化处理, 并通过节点内色彩填充饱和度表示, 饱和度越高代表特征词汇的重要性越强.

结果表明, 通过设置梯度差值的训练方法, 可有效提升情感分析模型的综合信息处理能力. 特别是对负向情感信息的查找效率和识别准确性得到了显著性提升, 并解决了用户评价数据集的不平衡问题. 其次, 使用小范围人工标注数据集的训练方法, 在保证情感二分类信度的同时减低了数据处理繁复程度, 使其应用价值得到了大幅度提升. 此外, 通过图 2 可快速定位特征词汇, 其可视化结果亦符合客观事实, 即负向情感需求庞杂且连接松散, 正向情感需求稳定且连接紧密.

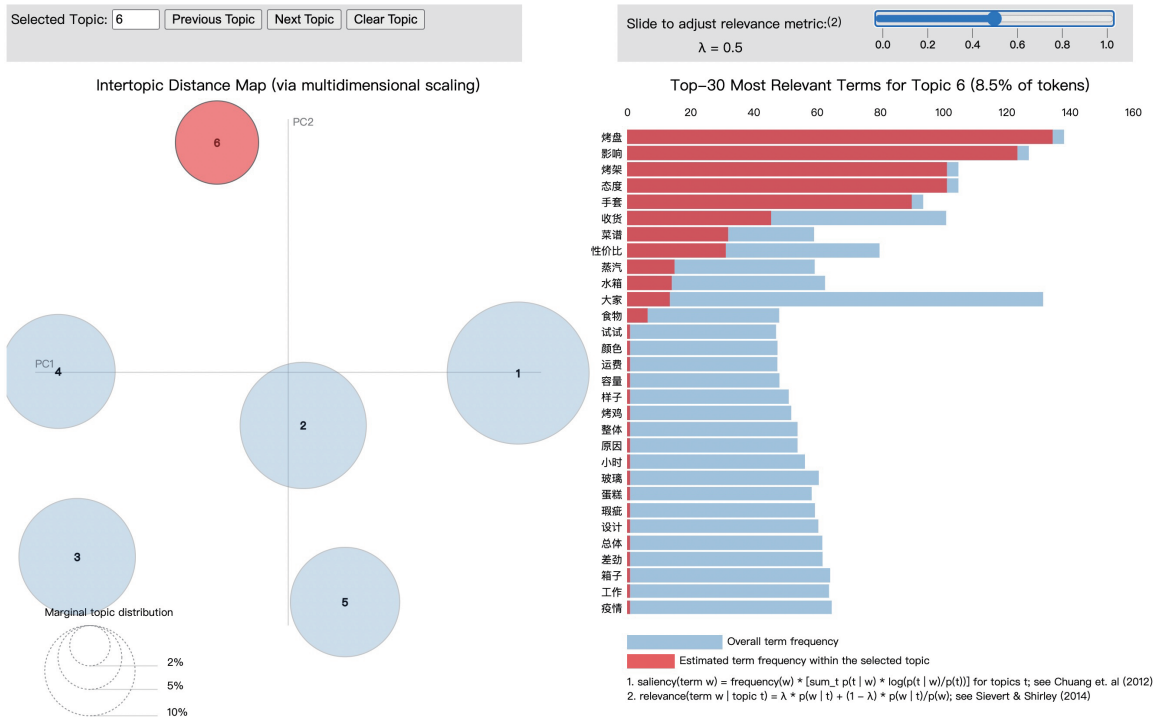


图4 负向情感聚类可视化结果

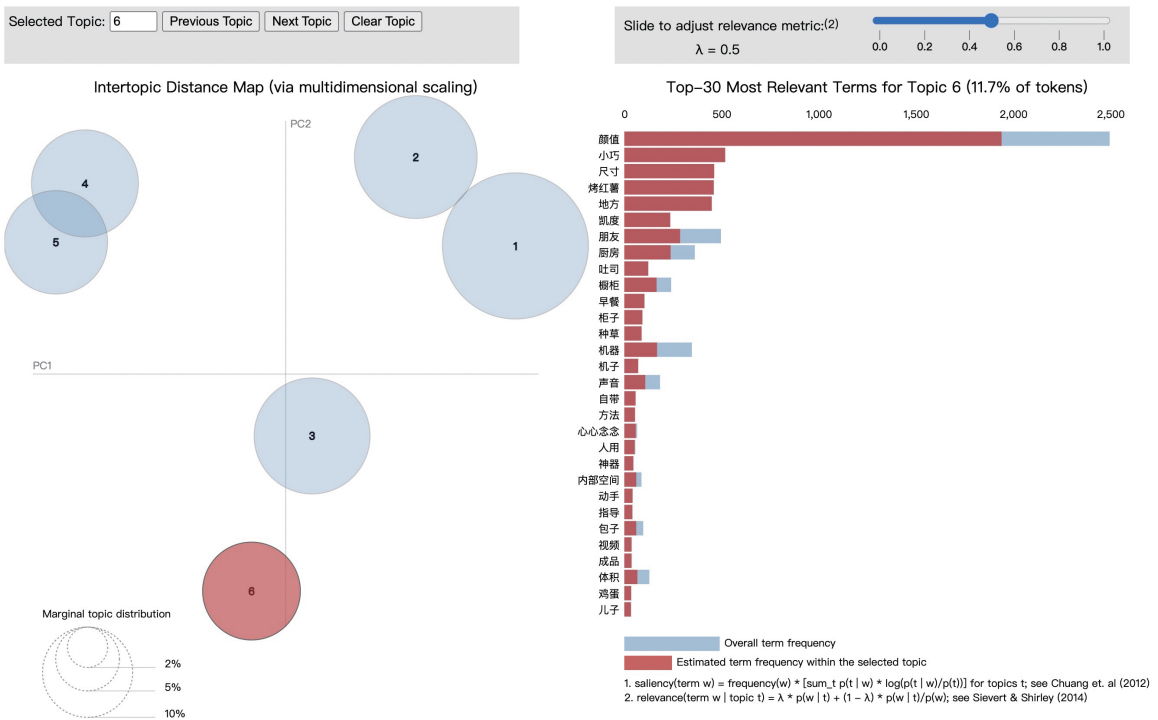


图5 正向情感聚类可视化结果

表2 正向情感的聚类主题

聚类	主题	主要特征词
1	功能性	质量、产品、速度、使用、信赖
2	设计感	外观、大气、美观、高端、颜色
3	实用性	功能、模式、智能、面板、一体
4	操控性	操控、家用、新手、调节、温控
5	体验感	配件、效果、配套、烘焙、效果
6	体量感	小巧、尺寸、厨房、体积、空间

由图5可知,正向情感产生的因素相对集中,具体表现为聚类集团彼此间的距离存在显著性差异分布,反映了用户群在正向情感表达过程中,具有相对稳定的判断标准且目的性较强.不同于负向情感聚类结果表现出的个性化发散表达特征,正向情感聚类结果的指向性更强,属于用户群通用型决策,其主题划分结果可确保产品创新设计整体满意度的良性发

展.对比表1和表2聚类主题结果可知,本文的主题划分融合了主要特征词汇排序结果(机器学习优势)与专家讨论结果(人的智力优势),满足定量与定性研究的优势互补.主题划分结果具备优越的可用性.

复杂网络中社团发现算法对子群聚类具有良好的解释性.因此,本文通过计算网络划分后的模块度以验证异质情感主题聚类结果的准确性.结果显示:负向情感网络和正向情感网络均可划分为6个社团,模块度计算结果分别是0.583和0.569,处于理想网络聚类效果的模块度[0.3,0.7]数值区间;与网络社团划分结果相比,聚类主题数量也保持了良好的一致性,在聚类效果上满足负向情感因素发散、正向情感因素集中的特性;图4和图5的可视化结果对各聚类集团的大小及彼此间距离的展示更加明确,可析出丰富的决策信息,有益于设计决策的完善.

3.5 面向其他数据集的仿真流程可行性验证

面向其他数据集开展主题聚类,对本文提出的仿真流程进行可行性验证.以家用立式空调为研究案例,爬取用户评论作为数据集,数据集共包含31926条用户评论数据.对新数据集开展用户评论异质情感主题聚类.以词汇“外观”为例,检索窗口长度设定为 $l=3$ 时,词汇相关度计算结果最佳为0.977.新数据的训练梯度为8时,准确率、负向查找率、负向识别率、 F 值的计算结果分别是0.957、0.979、0.893、0.934,满足二分类信度检验要求.通过“手肘法”筛选负向情感和正向情感的最佳聚类主题数量,结果显示:负向情感的聚类主题包括能耗、服务性、体验感、物流、品牌等5类;正向情感的聚类主题包括设计感、品牌、物流、服务性、体验感、功能性等6类.

此外,新增数据集的仿真结果亦满足负向情感因素发散、正向情感因素相对稳定的特征.具体表现为负向聚类可视化结果的聚类主题相互独立;正向聚类可视化结果的聚类主题具有趋同性.通过多数据集验证,表明异质情感主题聚类仿真在结论特征上具有一致性,进一步验证了本文提出的仿真流程具备良好的可用性.

3.6 讨论分析

1) 用户评论文本属于产品的综合性评价信息,中性情感词汇的界定往往带有不确定性.若对文本开展中性情感划分,会增加机器学习的成本(需提供大量人工标注的训练集),且杂糅的中性情感会增加特征词汇的提取难度,计算结果存在冗余信息,不利于最终的设计决策输出.此外,大量的中性词汇划分,将加剧数据集的不平衡问题从而降低分类结果的可用

性.因此,针对上述问题,现阶段研究仍采用二分类情感判断,即仅划分正向情感和负向情感,并未设定中性情感.

2) 针对不同的数据集进行仿真时,需要对比词汇的相关度计算结果,以设定最佳窗口长度 l ;对于负向和正向情感的聚类主题数,需对比主题困惑度曲线拐点以确定 k 值.因此,针对不同的数据集开展仿真时,仍需对 l 和 k 值进行调参.但通过对比不同数据集的异质情感聚类结果,仍能发现共性特征,既负向情感的产生因素具有发散特征,正向情感的产生因素相对稳定且针对性较强.

3) 表1和表2中“主题”的定义是依据特征词汇排序,并通过专家讨论的方法归纳而来,所涵盖的评价维度需结合特征词汇进行详细解读.例如家用烤箱案例中,表1和表2均包含“体验感”“设计感”“体量感”“实用性”4类主题,但所涉及的评价维度(主要特征词汇)存在较大的差异性.以“设计感”为例,传统的方正造型和单调的配色会诱发用户负向情感评价(详见表1);而外观大气的造型设计会提升产品的美感,形成高端的设计感,使用户产生正向情感评价(详见表2).同时,表1和表2中聚类主题反映了用户的关注点,主要特征词汇能够辅助设计师把握具体的设计策略方向.因此,异质情感的主题聚类仿真,能提升设计策略的应用价值.例如,针对家用烤箱的产品设计,应该特别重视产品质量,降低产品运行时产生的噪音;在外观造型优化方面,应体现大气、高端的设计感,并加入丰富的造型元素和多彩的配色方案;融合智能控制技术以提升产品的操控性和实用性,避免繁复的操作步骤;后续应开展迎合小体积需求的家用烤箱设计.

4 结论

本文针对传统感性词汇正向叠加的强耦合问题,开展了用户需求关注的正、负向情感分析,并对异质情感进行主题聚类.一方面基于在线评论文本的特征提取,实现了设计方案需求的快速定位;另一方面,借助数字化分析方法对用户评价进行可视化表征,直观展示了特征词汇的分布情况及关联程度,构建了完整的评论数据仿真流程,为产品优化设计策略研究提供了新思路.

参考文献(References)

- [1] 张玉洁,董政,孟祥武.个性化广告推荐系统及其应用研究[J].计算机学报,2021,44(3):531-563.
(Zhang Y J, Dong Z, Meng X W. Research on personalized advertising recommendation systems and

- their applications[J]. Chinese Journal of Computers, 2021, 44(3): 531-563.)
- [2] 林丽, 郭主恩, 阳明庆. 面向产品感性意象的造型优化设计研究现状及趋势[J]. 包装工程, 2020, 41(2): 65-79.
(Lin L, Guo Z E, Yang M Q. Current research situation and trend of product image-based modeling optimization[J]. Packaging Engineering, 2020, 41(2): 65-79.)
- [3] 陈健, 莫蓉, 余隋怀, 等. 云环境下众包产品造型设计方案多目标群体决策[J]. 浙江大学学报: 工学版, 2019, 53(8): 1517-1524.
(Chen J, Mo R, Yu S H, et al. Multi-objective group decision method for crowdsourcing product modeling design scheme in cloud environment[J]. Journal of Zhejiang University: Engineering Science, 2019, 53(8): 1517-1524.)
- [4] 邱凯, 苏建宁, 张书涛, 等. 面向多域协同的复杂产品再设计模块主从识别[J]. 浙江大学学报: 工学版, 2022, 56(12): 2358-2366.
(Qiu K, Su J N, Zhang S T, et al. Leader-follower identification of complex product redesign modules for multi-domain collaboration[J]. Journal of Zhejiang University: Engineering Science, 2022, 56(12): 2358-2366.)
- [5] 宋豪达, 陈二蒙, 田晓飞, 等. 面向指标多层次分解的绿色产品分级评价方法研究[J]. 机械设计与制造, 2022(3): 101-104.
(Song H D, Chen E M, Tian X F, et al. Research on grading evaluation method of green products based on multi-level decomposition of indicators[J]. Machinery Design & Manufacture, 2022(3): 101-104.)
- [6] 景立挺, 陈盈臣, 谢静, 等. 考虑用户权重不一致性和复杂交互影响的产品可持续设计需求评估研究[J]. 机械工程学报, 2023, 59(3): 218-231.
(Jing L T, Chen Y C, Xie J, et al. Research on the evaluation of product sustainable design demands considering the inconsistency of users' weights and complex interaction[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2023, 59(3): 218-231.)
- [7] 李杨, 徐泽水, 王新鑫. 基于在线评论的情感分析方法及应用[J]. 控制与决策, 2023, 38(2): 304-317.
(Li Y, Xu Z S, Wang X X. Methods and applications of sentiment analysis with online reviews[J]. Control and Decision, 2023, 38(2): 304-317.)
- [8] Babić Rosario A, Sotgiu F, De Valck K, et al. The effect of electronic word of mouth on sales: A meta-analytic review of platform, product, and metric factors[J]. Journal of Marketing Research, 2016, 53(3): 297-318.
- [9] 赵敬华, 张艳, 林杰. 基于概率语言和改进 TODIM 的产品服务匹配方法[J]. 控制与决策, 2023, 38(4): 1119-1128.
(Zhao J H, Zhang Y, Lin J. A two-sided matching decision method of product and service with probabilistic linguistic term set and improved TODIM[J]. Control and Decision, 2023, 38(4): 1119-1128.)
- [10] Cho H S, Sosa M E, Hasija S. Reading between the stars: Understanding the effects of online customer reviews on product demand[J]. Manufacturing & Service Operations Management, 2022, 24(4): 1977-1996.
- [11] Li Z, Li R, Jin G H. Sentiment analysis of danmaku videos based on Naïve Bayes and sentiment dictionary[J]. IEEE Access, 2020, 8: 75073-75084.
- [12] 余传明, 黄婷婷, 林虹君, 等. 基于标签迁移和深度学习的跨语言实体抽取研究[J]. 现代情报, 2020, 40(12): 3-16.
(Yu C M, Huang T T, Lin H J, et al. Research on cross-lingual entity extraction based on tag transfer and deep learning[J]. Journal of Modern Information, 2020, 40(12): 3-16.)
- [13] Li H, Chen Q, Zhong Z M, et al. E-word of mouth sentiment analysis for user behavior studies[J]. Information Processing & Management, 2022, 59(1): 102784.
- [14] Sung Y, Jang S, Jeong Y S, et al. Malware classification algorithm using advanced Word2Vec-based Bi-LSTM for ground control stations[J]. Computer Communications, 2020, 153: 342-348.
- [15] 鲍小异, 姜晓彤, 王中卿, 等. 基于跨语言图神经网络模型的属性级情感分类[J]. 软件学报, 2023, 34(2): 676-689.
(Bao X Y, Jiang X T, Wang Z Q, et al. Cross-lingual aspect-level sentiment classification with graph neural network[J]. Journal of Software, 2023, 34(2): 676-689.)
- [16] 夏家莉, 曹中华, 彭文忠, 等. Skip-Gram结构和词嵌入特性的文本主题建模[J]. 小型微型计算机系统, 2020, 41(7): 1400-1405.
(Xia J L, Cao Z H, Peng W Z, et al. Topic model based on skip-gram structure and word embedding characteristics[J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2020, 41(7): 1400-1405.)
- [17] 陆佳炜, 郑嘉弘, 李端倪, 等. 面向服务聚类的短文本优化主题模型[J]. 浙江大学学报: 工学版, 2022, 56(12): 2416-2425.
(Lu J W, Zheng J H, Li D N, et al. Short text optimized topic model for service clustering[J]. Journal of Zhejiang University: Engineering Science, 2022, 56(12): 2416-2425.)
- [18] 赵海燕, 徐英杰, 陈庆奎, 等. 软件开发中的情感状态分析研究综述[J]. 小型微型计算机系统, 2020, 41(5):

- 1071-1077.
(Zhao H Y, Xu Y J, Chen Q K, et al. Review of sentiment analysis for software development[J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2020, 41(5): 1071-1077.)
- [19] 李浩君, 吕韵, 汪旭辉, 等. 融入情感分析的多层交互深度推荐模型研究[J]. 数据分析与知识发现, 2023, 7(3): 43-57.
(Li H J, Lv Y, Wang X H, et al. A deep recommendation model with multi-layer interaction and sentiment analysis[J]. Data Analysis and Knowledge Discovery, 2023, 7(3): 43-57.)
- [20] 李思奇, 吕王勇, 邓桢, 等. 基于改进PCA的朴素贝叶斯分类算法[J]. 统计与决策, 2022, 38(1): 34-37.
(Li S Q, Lyu W Y, Deng X, et al. Naive Bayes classification algorithm based on improved PCA[J]. Statistics & Decision, 2022, 38(1): 34-37.)
- [21] 曹春萍, 李瑜. 面向微博子话题检测的BTM模型研究[J]. 小型微型计算机系统, 2022, 43(10): 2090-2095.
(Cao C P, Li Y. Research on microblog subtopic detection based on BTM model[J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2022, 43(10): 2090-2095.)
- [22] 贾芷莹, 董旻晔, 施贞夙, 等. 基于机器学习的轻度认知功能障碍筛查研究[J]. 上海交通大学学报: 医学版, 2019, 39(8): 908-913.
(Jia Z Y, Dong M Y, Shi Z S, et al. Study of a screening system for mild cognitive impairment based on machine learning model[J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University: Medical Science, 2019, 39(8): 908-913.)
- [23] 高慧颖, 公孟秋, 于思佳. 基于改进BTM模型的医疗服务质量因素识别[J]. 北京理工大学学报, 2022, 42(11): 1167-1174.
(Gao H Y, Gongmeng Q, Yu S J. Identification of medical service quality factors based on COA-BTM model[J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2022, 42(11): 1167-1174.)
- [24] 王波, 王悦, 王伟, 等. 开放环境下自适应聚类优化包络的相机来源取证[J]. 电子学报, 2022, 50(8): 1840-1850.
(Wang B, Wang Y, Wang W, et al. Envelope optimization based on adaptive clustering for open-set camera model identification[J]. Acta Electronica Sinica, 2022, 50(8): 1840-1850.)

作者简介

张书涛(1982—), 男, 教授, 博士, 从事感性工学、数字设计理论及方法等研究, E-mail: zhangsht@lut.edu.cn;

杨志强(1997—), 男, 硕士生, 从事感性工学、产品创新设计等研究, E-mail: 1094510742@qq.com;

苏建宁(1974—), 男, 教授, 博士生导师, 从事工业设计、感性工学等研究, E-mail: sujn@lut.edu.cn;

周爱民(1978—), 男, 副教授, 博士, 从事感性工学、智能设计等研究, E-mail: 51289547@qq.com.