

引用格式: 曲壮, 方兴华, 宋明顺. 基于在线评论和量化Kano模型的用户需求识别研究[J]. 标准科学, 2025(6): 41-50.
QU Zhuang, FANG Xinghua, SONG Mingshun. Research on User Requirement Identification Based on Online Reviews and Quantitative Kano Model [J]. Standard Science, 2025(6): 41-50.

基于在线评论和量化 Kano 模型的用户需求识别研究

曲壮 方兴华 宋明顺

(中国计量大学 经济与管理学院)

摘要: 【目的】通过对用户在线评论数据进行分析, 帮助企业准确识别并深入理解用户需求。【方法】构建了基于在线评论和量化Kano模型的用户需求识别方法, 首先运用LDA模型对用户在线评论进行主题聚类, 然后分别利用BosonNLP和文本挖掘技术计算用户满意度和用户关注度指标, 最后基于这2个指标构建量化Kano模型实现对用户不同需求的识别与分类。【结果】以小米社区为案例进行实验。结果表明, 用户在不同产品属性的关注度和满意度上存在显著差异, 屏幕大小和应用生态兼容性属于必备型需求, 电池续航属于魅力型需求, 系统流畅属于期望型需求, 拍照清晰度和外观颜色属于无差异型需求。【结论】本方法突破了传统调研主观性较强的局限, 为企业提升用户满意度和优化资源配置提供了数据驱动的决策依据。

关键词: 在线评论; 用户需求; LDA模型; Kano模型

DOI编码: 10.3969/j.issn.1674-5698.2025.06.006

Research on User Requirement Identification Based on Online Reviews and Quantitative Kano Model

QU Zhuang FANG Xinghua SONG Mingshun

(College of Economics and Management, China Jiliang University)

Abstract: [Objective] Through the analysis of user online review data, the study helps enterprises to accurately identify and understand user requirements. [Methods] A user requirement identification method based on online reviews and quantitative Kano model is constructed. Firstly, the LDA model is used to cluster the topics of users' online reviews. Then, BosonNLP and text mining techniques are used to calculate user satisfaction and attention indicators, respectively. Finally, the quantitative Kano model is constructed to identify and classify different requirements of users. [Results]. This paper takes the Xiaomi community as a case study. The experimental results show that there are significant differences in the attention and satisfaction of users in different product attributes, such as screen size and application ecological compatibility are must-

基金项目: 本文受教育部人文社会科学研究青年基金项目“生产商主导型C2M模式下产品优化配置研究: 基于异质性顾客需求视角”(项目编号: 22YJC630022); 浙江省基本科研业务费资助项目“考虑顾客需求异质性的质量设计方法研究”(项目编号: 2022YW29); 浙江省软科学重点项目“浙江省数字经济创新提质发展思路研究”(项目编号: 2024C25046)资助。

作者简介: 曲壮, 硕士研究生, 研究方向为质量管理、用户需求分析。

方兴华, 博士, 副教授, 研究方向为质量管理、产品开发理论。

宋明顺, 博士, 教授, 研究方向为标准化与质量管理。

be requirement, battery is an attractive requirement, system smoothness is a one-dimensional requirement, and image clarity and color are indifferent requirements. [Conclusion] This method breaks through the limitations of traditional research with strong subjectivity, and provides a data-driven decision-making basis for enterprises to improve user satisfaction and optimize resource allocation.

Keywords: online reviews; user requirement; LDA model; Kano model

0 引言

随着市场竞争的日益激烈和消费者需求的不断升级,企业必须转变传统的产品导向思维,转而以客户为中心,深入了解消费者的真实需求。互联网和信息技术的不断发展,使在线评论成为企业了解消费者诉求的重要途径^[1]。这些评论不仅包含了用户对产品的直观评价,还反映了用户的实际需求和期望。然而,面对在线社区海量用户数据,企业在用户需求的挖掘、识别与转化过程中面临多重挑战。例如,传统需求提取方法(如问卷调查、焦点小组等)受限于样本规模小、主观性强等因素,难以有效捕捉评论中潜在的用户需求信息^[2-3]。此外,随着市场环境的快速变化,用户需求日益呈现个性化、多样化的特征,进一步加剧了需求识别的复杂度,从而限制了企业对用户需求的全面理解与高效转化。因此,如何基于在线评论挖掘并识别用户潜在需求,从而提升用户满意度和忠诚度,增强企业竞争力成为企业亟待解决的重要问题。

现有用户需求识别研究中,基于Kano模型的需求分类方法得到了广泛地应用^[4-6]。Kano模型能够将用户需求划分为不同类别,从而帮助企业更好地理解用户期望、优化产品和服务。然而,传统Kano模型因依赖问卷调查而存在主观性较强、假设条件较多的局限性。面对海量的在线评论数据,传统方法难以有效处理非结构化文本信息和准确识别用户需求。针对这一问题,既有研究尝试将Kano模型与情感分析、主题模型和文本挖掘等技术结合,从在线评论中提取结构化需求信息。例如,李贺等^[7]运用主题模型对在线评论展开聚类分析,以此挖掘产品特征。在此基础上,他们

借助Kano模型设计调查问卷,有效识别出了用户需求要素。王军等^[8]以用户在线评论为基础,利用模糊Kano模型对需求文本进行分类,再结合逼近理想解排序法(TOPSIS)对魅力型需求指标重要度进行优先级排序,从而得到合理的设计依据。尽管Kano模型能够从在线评论中有效获取用户需求信息,但上述研究本质上是基于Kano问卷的假设,即能够获取用户在缺少某产品属性时的满意度水平。然而在实际应用中,由于用户对产品的需求和期望是动态且复杂的,研究者很难直接获取用户在完全缺失某产品属性时的真实满意度水平。

鉴于此,为了突破传统Kano模型依赖假设的局限性,本文提出一种基于在线评论和量化Kano模型的用户需求识别方法。首先,利用隐含狄利克雷分布(Latent Dirichlet Allocation, LDA)模型对用户评论进行聚类,提取需求维度;其次,基于BosonNLP深度学习模型的情感分析方法,通过其特有的领域自适应能力和语义理解优势,提升情感分析中用户满意度估计的准确性,通过用户满意度和需求关注度2个指标构建Kano模型,实现Kano模型的量化;最后,将该方法运用于小米社区手机产品的用户需求的识别中,实现对必备型、期望型、魅力型和无差异型用户需求的分类和理解。通过该方法的应用,以期帮助企业制定优先顺序,从而合理分配资源,优化产品和服务,增强市场竞争力,推动持续创新。

1 Kano模型相关研究

Kano模型^[9]是日本著名质量管理专家狩野纪昭(Noriaki Kano)于1984年建立的产品质量特性满

足状况与用户满意程度的双维度认知模型。Kano模型是一种对用户需求分类和优先排序的工具,以分析用户需求对用户满意的影响为基础,体现了产品性能与用户满意之间的非线性关系^[10]。Kano模型通过探究用户需求与满意度之间的关系能够实现对用户需求的分类。如图1所示, Kano模型将需求划分为5类,分别是期望型需求、魅力型需求、必备型需求、无差异型需求和反向型需求。

利用Kano模型进行用户需求识别的过程需要结合问卷调查的方法来实现。首先,通过针对每个功能点设计正向和负向2个问题。正向问题测量的是提供某属性时用户的满意程度,负向问题测量的是不提供某属性时用户产生的不满。问卷中一

般采用5级选项,按照喜欢、理应如此、无所谓、勉强接受、不喜欢进行评价。其次,收集用户对各个功能点的评价,并将用户的回答按照Kano模型的分标准进行编码,根据Kano模型评价结果分类对照表判断需求类别,如表1所示。最后,基于表1给出的评价结果分类对照表,结合式(1)和式(2)计算出Better-Worse系数,用于表示某属性能够增加满意或者消除不满意的程度,确定各属性的优先级。Better-Worse系数计算公式如下:

$$Better(SI) = (A+O)/(A+O+M+I) \quad (1)$$

$$Worse(DSI) = -(O+M)/(A+O+M+I) \quad (2)$$

式中: A、O、M、I分别代表魅力型需求、期望型需求、必备型需求和无差异型需求的数量占比;

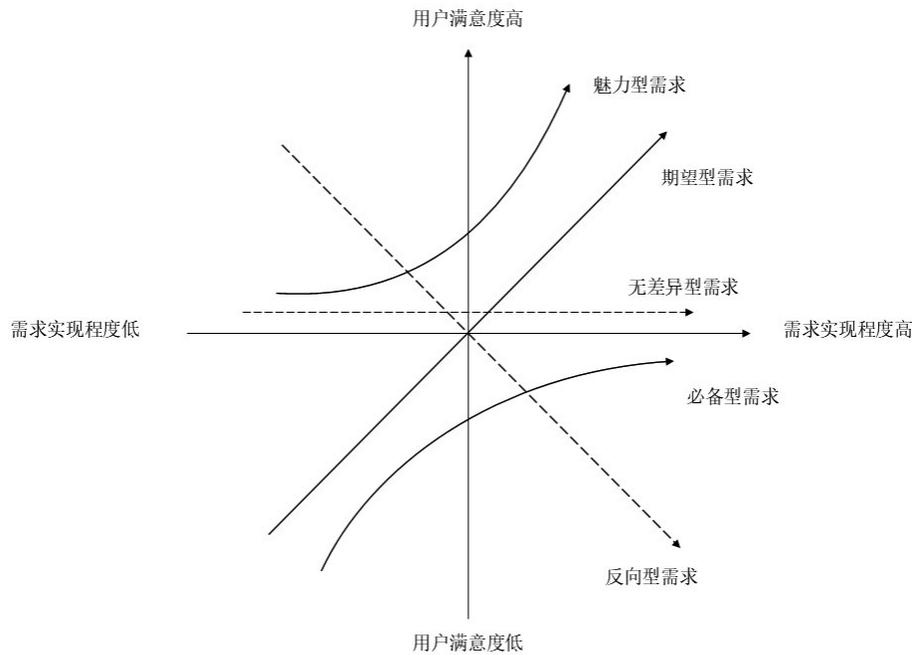


图1 Kano模型

表 1 Kano评价结果分类对照表

产品需求/功能	负向问题					
	喜欢	理应如此	无所谓	勉强接受	不喜欢	
正向问题	喜欢	Q	A	A	A	O
	理应如此	R	I	I	I	M
	无所谓	R	I	I	I	M
	勉强接受	R	I	I	I	M
	不喜欢	R	R	R	R	Q

Better系数代表增加后的满意系数, *Better*值越大表示对用户满意的影响越大; *Worse*系数代表消除后的不满意系数, 其数值通常为负, *Worse*值越接近-1, 表明对用户不满意造成的影响最大。根据 *Better-Worse*系数, 可以将各个需求分为4个象限进行分析, *Better-Worse*系数分析如图2所示。

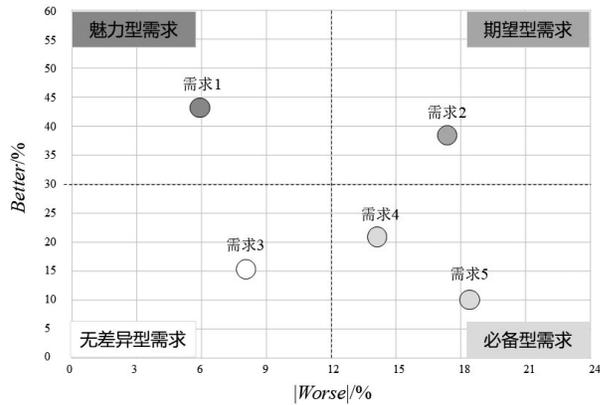


图2 *Better-Worse*系数分析图

Kano模型常用于识别用户需求属性, 能够帮助团队更深入地了解用户需求, 找出影响用户满意度的最核心需求要素。例如, 熊回香等^[11]利用Kano模型设计调查问卷对健康网站进行用户需求获取与分析, 采用*Better-Worse*系数分析法进行用户需求关键信息服务质量要素提取。谭春辉等^[12]通过设计Kano问卷, 分别采用Kano模型归类、混合类分析和*Better-Worse*系数分析, 实现对用户需求类型的界定。Kano模型适用范围广泛, 能够帮助企业更好地管理和解决用户需求的冲突。然而, 传统Kano模型由于依赖问卷而对调查设计要求高, 并且在一定程度上存在主观性缺陷^[13]。随着互联网和社交媒体的普及, 在线评论作为一种新兴的用户反馈形式, 已经成为企业了解用户需求、获取产品设计创意和提升产品质量的重要数据来源^[14]。为突破传统Kano模型问卷调查方法在数据规模和主观性方面的局限性, 近年来, 学者们开始探索将海量在线评论文本数据与经典Kano模型相融合的创新方法, 为用户需求的识别与分类提供新的可能性。例如, Bi等^[15]提出一种基于集成神经网络和基于效果的Kano模型的在线评论数据挖掘方法,

通过支持向量机(SVM)对用户需求进行情感分析, 在此基础上利用Kano模型将用户需求划分为不同类别。王克勤等^[16]提出基于在线评论挖掘的用户需求识别与演化分析模型, 将SnowNLP模型、Kano模型与LDA模型相结合, 为用户需求分析与预测以及后续的产品改进研究提供参考价值。

综上所述, 基于在线评论与Kano模型的融合方法已经在用户需求识别领域取得显著进展。这一方法不仅通过自然语言处理技术实现了非结构化评论文本向结构化需求特征的转换, 还突破了传统Kano模型的主观假设, 使需求识别过程具备数据规模性与客观性。然而, 现有研究对用户情感的测量仍存在一定局限性。例如, 传统情感词典方法难以适应动态变化的网络表达。网络用语不断涌现, 情感词典需要不断更新扩展以提高分类的准确率^[17]。而机器学习模型通常需要大量标注数据来训练与评估, 导致其过度依赖特定领域或标注者的主观判断, 限制其在其他领域或不同群体中的泛化能力^[18]。这些弊端可能降低用户情感分析的准确性, 从而影响结果的可靠性。因此, 本文基于BosonNLP构建情感分析模型, 结合其基于大规模语料训练的语义理解能力, 以提升情感分类的准确性和适应性。同时借助BosonNLP的领域自适应调整进一步优化情感词典和特征权重, 弥补现有研究在用户情感分析方面的不足, 使情感分析结果更为细致精准, 为构建数据驱动的用户需求识别提供方法论支撑。

2 研究方法

本文提出基于在线评论和量化Kano模型的用户需求识别方法。首先, 利用LDA模型从非结构化文本中发现潜在主题, 初步提取2类用户的需求; 其次, 构建用户满意度与用户关注度2个指标为用户需求分析提供基础; 最后, 利用量化Kano模型实现对用户需求分类。

2.1 LDA主题模型

主题模型是一种无监督学习方法, 能够从大

量文本数据中识别出潜在的主题结构。该模型认为：1篇文档的生成需要通过一定的概率选取某个主题，并在该主题下以一定的概率选取某个词汇，进而生成该文档的第1个词，不断重复这个过程就生成了整篇文章。在某篇文档中，每个词汇出现概率的计算公式如下：

$$p(\text{词汇} / \text{文档}) = \sum_{\text{主题数}} p(\text{词汇} / \text{主题}) \times p(\text{主题} / \text{文档}) \quad (3)$$

在现有的主题模型中，Blei^[19]于2003年提出的LDA模型因在处理大规模文本数据上的优势，成为文本主题识别的首选方法之一。LDA模型在PLSA的基础上加入了Dirichlet先验分布，是1种无监督的三层贝叶斯概率模型，能够有效地识别和提取文本中的主题信息，其结构如图3所示。

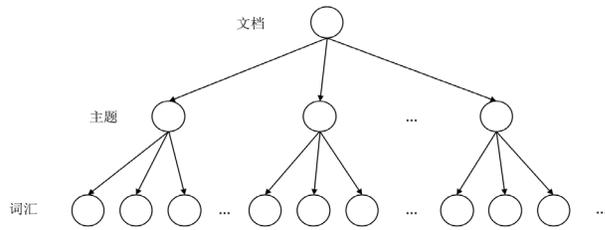


图3 LDA模型拓扑结构示意图

LDA模型的生成过程主要包含以下两步：

- (1) 根据Dirichlet先验参数 α 和 β ，分别生成每个文档的主题分布 θ_m 和每个主题的词汇分布 ϕ_k ；
- (2) 对于各文档中的每个词汇，先从文档的主题分布 θ_m 中选择1个主题 $Z_{m,n}$ ，再从该主题的词汇分布 ϕ_k 中选择1个词 $W_{m,n}$ 。

通过上述过程的不断迭代直至遍历文档中的每一个词，可以学习到文档集中的主题结构和每个主题的词汇分布，从而实现对文本数据的语义分析和主题建模。LDA模型的基本实现过程如图4所示。

图4中， α 和 β 分别为“文档-主题”和“主题-词汇”分布的Dirichlet先验参数，是基于经验给出的。 θ_m 为第 m 个文档中各个主题的概率分布， ϕ_k 为第 k 个主题下各词汇的概率分布， $Z_{m,n}$ 为第 m 个文档中第 n 个词汇 $W_{m,n}$ 的主题， N_m 为第 m 个文档中词的数量， M 为文档数， K 为主题数。

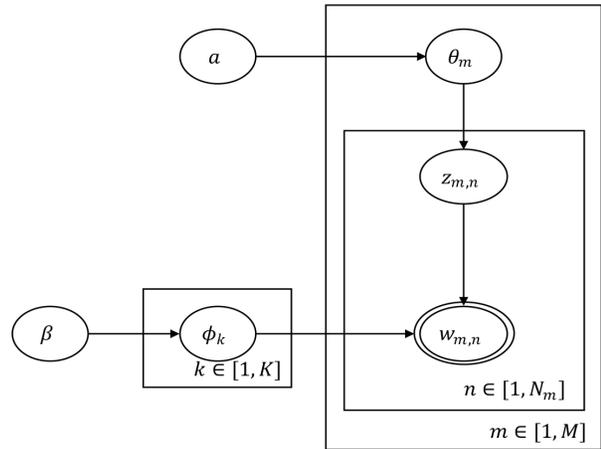


图4 LDA模型实现过程示意图

2.2 量化Kano模型

假设 P 为产品属性集合，定义为 $P=\{1, 2, \dots, n\}$ ； Q 为用户评论集合，定义为 $Q=\{1, 2, \dots, m\}$ 。用户满意度 S_i 为用户对第 i 个产品属性的平均情感度值， Q_i 为用户对第 i 个产品属性的评论总数。 S_i 计算公式为：

$$S_i = \frac{1}{Q_i} \sum_j S_{ij} \quad (4)$$

式中： S_{ij} 为第 i 条评论中对第 j 个产品属性的情感度值， $j=1, 2, \dots, m$ ； S_i 为用户对不同产品属性的整体满意程度，值越大说明第 i 个属性上用户的整体满意度高，反之，用户对第 i 个产品属性上整体满意度低。

本文使用BosonNLP对用户的在线评论进行情感分析。BosonNLP是1个专门为社交媒体情感分析设计的词库，其基于深度学习技术构建，拥有强大的语言理解能力和高效的运算性能，特别适合大规模文本数据的处理^[20]。同时，该词库来源于社交媒体文本，经过精心整理和标注，适用于处理基于在线评论的情感分析任务。因此，本文基于BosonNLP构建情感分析模型来计算用户的情感度，情感分析过程如图5所示。

从图5的情感分析过程可知，本文将用户评论数据转化为用户的情感度值。当情感度值大于0时，表明用户具有正向情感；反之，用户具有负向情感。

用户对于产品属性的改进需求不仅依赖于用

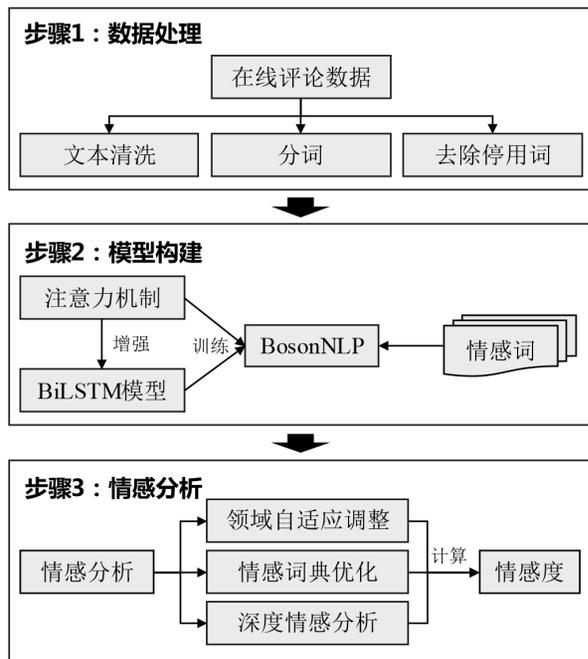


图5 情感分析流程

户的情感倾向和满意程度，还应考虑用户对属性的关注度^[21]。在线社区中，用户对产品属性评论数量的多少可用来反映其对该属性的关注程度，提及属性的频次越高，用户关注度越高。由此，本文构建关注度指标 G_i ，计算公式为：

$$G_i = \frac{Q_i}{Q_A} \quad (5)$$

式中： Q_A 为评论总数。通过计算用户对第*i*个产品属性的评论数量占评论总数的比例，可以了解该产品属性在用户中的受关注水平。

基于此，本文引入用户满意度指标和用户关注度指标构建量化Kano模型，通过对这2个指标的量化分析能够实现对用户需求的分类，分类结果如表2所示。

表2 量化Kano模型用户需求分类结果

类别	G_i	S_i
必备型需求	高	高
魅力型需求	低	高
期望型需求	高	低
无差异型需求	低	低

(1) 必备型需求(M)，用户满意度高且关注度高。用户认为这类属性是产品必须具备的基本功能，构成了满意度的基础，因此其满意度一般较高，通常高于产品属性的平均满意度。这类属性的用户满意度提升空间有限，但如果这类属性缺失或表现不佳，用户的满意度会急剧下降。而即便这些需求得到满足，用户满意度也不会显著提高。同时，产品的必备属性也是用户关注的焦点，往往会被大多数用户提及。

(2) 期望型需求(O)，用户关注度高但满意度低。用户对这类属性抱有较高期待，所以具有较高的关注度，但现有产品未能达到用户内心预期，导致其满意度低于平均水平。用户对此类属性的满意状况与需求的满足程度线性相关。企业提供产品的这类属性实施得越好，用户就越满意；反之，若这些需求未被满足，则会导致满意度下降。

(3) 魅力型需求(A)，用户满意度高但关注度低。魅力属性是令用户超出预期、意想不到的功能，其存在与否对用户满意度的影响呈现出显著的不对称性。满足此类需求能够激发用户强烈的情感满足感和对产品的积极情绪，但不提供此需求，用户满意度也不会显著下降。这类属性往往给用户带来出乎意料的惊喜，但因为其并非用户主动关注的重点，因此被提及的次数较少。

(4) 无差异型需求(I)，用户满意度和关注度均较低。这类产品属性对用户满意度几乎没有影响，用户对此类属性的存在感到无关紧要。虽然这类属性在理论上存在一定的满意度提升空间，但由于用户本身并不特别在意，因此优化这类属性对整体用户满意度的提升作用有限。至此，本文构建了基于用户在线评论的量化Kano模型，通过计算用户满意度与用户关注度能够实现对不同用户需求的分类和分析。

3 基于小米社区的用户需求识别研究

小米社区是小米公司推出的一个在线社区平台，旨在为用户提供一个交流、分享和学习的平

台,于2011年8月1日正式对外上线,目前有注册用户超过3 000万人。小米社区包括多个板块,涵盖小米产品的使用、维修、购买等方面的内容,同时也包括了用户交流、分享心得、提出问题等方面的内容。小米公司通过每天、每周、每月面向社区中不同的用户群体迭代不同MIUI系统版本的形式,获取大量用户需求、反馈和建议等信息,提升其产品迭代创新的速度^[22]。作为一个在线社区,小米社区不仅为用户提供了一个交流和学习的平台,同时也为小米公司提供了一个与用户沟通和互动的渠道,从而更好地了解用户需求和反馈。本文以小米社区为例,对提出的用户需求识别方法和框架进行验证。

3.1 数据挖掘情况

采用网络爬虫技术,系统采集小米社区各产品板块的用户评论数据,数据采集时间跨度为2024年1月至2024年12月。在数据预处理阶段,首先对原始数据进行为期2个月的观察与分析,随后剔除无效用户发布的评论内容,并过滤广告等非实质性评论信息。经过上述数据清洗过程,最终获得有效评论样本6 246条。本文收集的用户在线评论数据如表3所示。

3.2 基于LDA模型的主题聚类

根据2.1节中LDA主题建模方法,对收集到的6 246条手机产品用户评论数据进行主题聚类,提取每个主题最具有代表性的10个词。聚类结果及每个主题下的关键词如表4所示。

由表4主题聚类分析结果中的“主题-关键词”矩阵可知,用户需求主要被分为6类。主题1的关键词为折叠、直屏、技术、屏幕等,主要表达了消费者对于屏幕的需求。主题2的关键词为系统、开源、支持、功能、内测等,主要表达了消费者对于手机性能和操作系统的需求。主题3的关键词为玩游戏、轻薄、追剧、视频等,主要表达了消费者对丰富的应用程序生态系统的期望。主题4的关键词为电池、续航等,主要表达了用户对电池寿命的需求。主题5的关键词为颜色、手感、时尚等,主要反映了用户对外观的需求。主题6的关键词为拍、徕卡等,主要表达了用户对手机相机和拍摄的需求。

表3 小米社区用户在线评论数据样例

用户名	评论
冷月飘风	轻巧设计高性价比优秀体验及强大的拍照能力,玩游戏手感也不错!
浩霖仔	目前发现了一个Bug
鏗辰大海	这次的Note14颜值挺不错的,前几天看了直播,手机在水里泡一天多,居然安然无恙,这次的手机看来是真的不错
云榆	个人感觉系统还不错,就是有时候会出点Bug,如果能出一个自定义大屏开启角度就完美了
沫忆失忆	系统能做好点嘛,升级有的应用反应慢,半天都不出来
lmw 小武	电量还可以,玩了半个到一个小时,用了10%的电

表4 用户在线评论主题聚类结果

主题	关键词
1	折叠、直屏、喜欢、哈利·波特、屏幕、方便、喜欢、时代、技术、强大
2	系统、开源、支持、功能、内测、配置、模板、性能、性价比、折叠
3	玩游戏、轻薄、功能、追剧、视频、优势、哈利·波特、折叠、喜欢、直屏
4	电池、续航、热、系列、充电、14、大方、版本、15、平板
5	颜色、手感、时尚、青刃、霸气、成熟、搭配、色彩、适合、期待
6	拍、徕卡、系统、优化、相机、起来、拍照、清晰、解锁、BL

根据上述主题聚类的结果,不仅可以快速了解用户评论文本数据的整体结构,还能够直观地理解每个主题所关注的具体内容,帮助深入了解不同用户的具体关注点,从而制定更个性化的产品策略。

3.3 基于量化Kano模型的用户需求分类

(1) 为了更准确地识别用户需求,根据小米社区中给出的产品属性相关信息,结合表4中的主题关键词进行归类。然后提取出用户在使用时经常感知到对6类产品属性上的需求:屏幕大小、系

统流畅、拍照清晰度、电池续航、外观颜色、应用生态兼容性。用户需求及表述词如表5所示。

表5 用户需求及表述词

用户需求	用户需求相关表述词 (部分)
屏幕大小	折叠、屏幕、直屏、显示.....
系统流畅	版本、性能、澎湃OS、卡顿.....
拍照清晰度	徕卡、相机、清晰、模糊.....
电池续航	续航、耗电、发热、充电.....
外观颜色	颜色、颜值、时尚、好看.....
应用生态兼容性	视频、游戏、更新、版本.....

(2) 借助Python中的jieba工具处理6 246条用户在线评论数据。经过分词、词性标注、去除停用词等步骤,得到表6所示的用户评论中与用户需求相关的关键词及词频信息。

表6 关键词词频统计

关键词	词频	关键词	词频	关键词	词频	关键词	词频
折叠	1 124	直屏	765	推送	726	小米	540
更新	520	喜欢	327	系统	278	内测	254
版本	219	体验	216	屏幕	193	正式版	190
拍照	179	问题	172	方便	136	用户	132
哈利·波特	125	升级	123	好看	120	续航	111
澎湃	104	优化	102	功能	100	游戏	89

(3) 为了计算用户关注度 G_i 和用户满意度 S_i ,本文进一步统计了各产品属性上的评论单句数量及情感度值。

1) 用户关注度 (G_i)

根据表5中定义的用户需求及表述词集合,本文对每条评论进行人工分类标注。在标注过程中,每条评论单句被分配到1个与之相关的需求类别中,最终本文标注用户评论4 642条,去除部分重复评论后共有效标注评论4 636条,标注结果如表7所示。

表7 用户需求评论标注情况统计 单位: 条

屏幕大小	系统流畅	拍照清晰度	电池续航	外观颜色	应用生态兼容性
1 240	1 686	176	400	340	794

根据表7标注结果对评论数据进行统计,并结合式(5)计算每个属性下的评论占比,以反映消费者对不同产品属性的关注程度。

2) 用户满意度 (S_i)

考虑到单条评论可能涉及多个产品属性,首先对评论文本进行切分处理,以确保切分后的评论单句仅包含单一用户需求。然后,基于情感分析模型对用户评论进行情感分析,情感分析结果如表8所示。

表8 评论单句情感分析结果示例

评论	情感度	用户需求
折叠屏能显示更大的画面,冲击感强烈	0.623	屏幕大小
系统能做好点嘛,升级了应用反应慢了,半天都不出来	-0.536	系统流程
用影像套装手柄适合懂专业模式的人,普通的用户拿起手机就拍拍那就没必要了	-0.556	拍照清晰度
电池续航太差劲了	-0.892	电池续航
哈利·波特版联名款外观好看,非常特殊的名字更加神秘	0.695	外观颜色
还有应用的兼容不协调,卡顿闪退	-0.574	应用生态兼容性

(4) 根据情感分析的结果,结合式(4)分别计算用户对不同产品属性的平均情感度值,以反映用户对不同产品属性的整体满意度。至此,计算得到了用户对不同产品属性的关注度和满意度,计算结果如表9所示。

表9 用户关注度和满意度分析结果

用户需求	S_i	G_i
屏幕大小	0.458	0.267
系统流畅	-0.269	0.363
拍照清晰度	-0.079	0.038
电池续航	0.182	0.086
外观颜色	-0.291	0.073
应用生态兼容性	0.107	0.171

将表9中计算得到的用户满意度和关注度值代入量化Kano模型,对用户需求进行分类,分类结果

如图6所示。

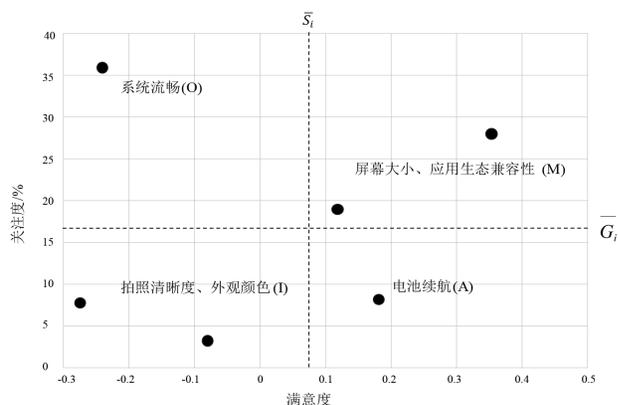


图6 用户需求分类结果

在图6中， \bar{G}_i 和 \bar{S}_i 分别代表用户关注度和满意度的平均值。屏幕大小和应用生态兼容性的 \bar{G}_i 和 \bar{S}_i 都处于较高的区域，用户对手机屏幕和应用非常关注，且满意度也较高，属于必备型需求(M)。这表明当前产品在屏幕和应用上的表现已经较好地满足了用户需求，提供该属性不会对用户满意度造成显著的影响。反之，未能提供此属性的产品将会使用户产生强烈的不满。屏幕和应用是用户最关注且满意度较高的特性，企业应继续保持高标准的设计和制造工艺，以维持用户对这一特性的高满意度。电池续航的 \bar{G}_i 较高而 \bar{S}_i 较低，是一个魅力型需求(A)。用户可能认为优秀的电池性能是一个超出他们基本期望的特性，在电池续航方面有很大的提升空间。企业可以考虑采用更大容量的电池或更高效的电源管理系统来提升电池续航，从而有效地提升用户满意度。系统流畅的 \bar{S}_i 较高而 \bar{G}_i 较低，是一个期望型需求(O)。用户认为优秀的操作系统是手机的基本要求，系统性能与用户满意度呈线性关系。如果系统表现不佳，会显著降低他们的满意度。对于手机系统的优化，企业可以通

过软件更新、优化系统资源管理等方式提高系统流畅性和稳定性。除上述产品属性之外的其余2个属性拍照清晰度和外观颜色是无差异型属性(I)，这些属性的 \bar{G}_i 和 \bar{S}_i 都较低，这些特性不是用户的首要考虑因素。用户可能对这些属性不太关心，这些特性的改进或恶化不会对用户体验造成显著影响。

4 结语

针对现有用户需求识别相关研究中存在数据来源局限于问卷和访谈等传统形式、模型设定过度依赖假设条件和人为经验的缺陷，本文提出了1种基于在线评论和量化Kano模型的用户需求分类方法。首先，利用LDA模型从用户在线评论中提取出用户的真实需求；其次，本文基于BosonNLP深度学习模型的领域自适应能力与大规模语料训练的语义理解优势，提升情感分析过程中用户满意度估计的准确性；再次，通过关注度和满意度2个指标构建了量化Kano模型，突破了传统Kano问卷在“获取不提供某属性时用户满意度”的假设局限。最后，应用小米社区的真实数据进行案例研究。实验结果表明，用户在不同属性的关注度和满意度上存在显著差异，本文所提出的方法能够有效挖掘用户需求并区分需求类型，为企业精准定位用户需求提供了方法支持。

随着人工智能和大数据技术的不断发展，用户需求识别的方法需要更加智能化和精准化。在未来的研究中，企业应进一步细分用户群体，根据不同用户的需求特点来调整产品特性和营销策略，提供定制化的产品和服务以满足不同用户的需求，从而更好地把握市场动态，优化产品设计和营销策略，在激烈的市场竞争中占据优势地位。

参考文献

- [1] 翟运开, 卫东乐, 路薇, 等. 考虑在线评论用户关注度的产品改进需求识别与分析: 基于KANO-IPA模型[J]. 科技管理研究, 2023, 43(9): 95-104.
- [2] 赵宇晴, 阮平南, 刘晓燕, 等. 基于在线评论的用户满意度评价研究[J]. 管理评论, 2020, 32(3): 179-189.
- [3] ZHANG M, SUN L, WANG G A, et al. Using neutral

- sentiment reviews to improve customer requirement identification and product design strategies[J]. *International Journal of Production Economics*, 2022, 254: 108641.
- [4] 申彦, 刘春华. 基于在线品牌社区意见领袖的用户关键需求挖掘[J]. *计算机技术与发展*, 2024, 34(2): 23-31.
- [5] 赵华翠, 刘伟豪, 李秀琳, 等. 基于改进KANO模型的5G智能手机顾客满意影响因素分析[J]. *标准科学*, 2021(6):69-75.
- [6] 张立, 张雪, 文纪元. 基于Kano模型的突发公共事件政务微博回应与公众信息需求适配性研究[J]. *情报探索*, 2024(2):33-40.
- [7] 李贺, 曹阳, 沈旺, 等. 基于LDA主题识别与Kano模型分析的用户需求研究[J]. *情报科学*, 2021,39(8):3-11+36.
- [8] 王军, 刘思邑. 采用在线评论文本驱动的产品设计方法[J]. *机械设计与研究*, 2022,38(4):1-5+11.
- [9] KANO N. Attractive quality and must-be quality[J]. *The Journal of Japanese Society for Quality Control*,1984, 14(2):147-156.
- [10] 王雪, 董庆兴, 张斌. 面向在线评论的用户需求分析框架与实证研究:基于KANO模型[J]. *情报理论与实践*, 2022,45(2):160-167.
- [11] 熊回香, 詹晓敏, 郑晓威. 基于KANO-QFD集成方法的健康网站信息服务质量优化研究[J]. *情报理论与实践*, 2024,47(8):160-170+179.
- [12] 谭春辉, 李玥澎. 基于用户评论与Kano模型的虚拟学术社区优化策略研究[J]. *情报理论与实践*,2021,44(11): 108-115.
- [13] 孟庆良, 邹农基, 陈晓君, 等. 基于KANO模型的客户隐性知识的显性化方法及应用[J]. *管理评论*, 2009, 21(12):86-93.
- [14] 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.
- [15] BI J W, LIU Y, FAN Z P, et al. Modelling customer satisfaction from online reviews using ensemble neural network and effect-based Kano model[J]. *International Journal of Production Research*, 2019, 57(22):7068-7088.
- [16] 王克勤, 高智姣, 乔亚楠, 等. 在线评论中的用户需求识别及其演化趋势挖掘[J]. *机械科学与技术*, 2023,42(7): 1070-1080.
- [17] 钟佳娃, 刘巍, 王思丽, 等. 文本情感分析方法及应用综述[J]. *数据分析与知识发现*, 2021,5(6):1-13.
- [18] 王钦扬, 施水才, 王洪俊. 文本情感分析综述[J]. *软件导刊*,2025,24(1): 193-202.
- [19] BLEI D, NG A, JORDAN M. Latent Dirichlet Allocation[J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2003(3):993-1022.
- [20] KE R M, MA C G, ZHAO T M, et al. BosonNLP: An ensemble approach for word segmentation and POS tagging[C]// *Proceedings of the International Conference on Natural Language Processing and Chinese Computing*. Swiss Confederation: Springer, 2015: 520-526.
- [21] 吴东胜, 王忠群, 蒋胜, 等. 基于评论的商品改进需求获取方法研究[J]. *长江大学学报(自然科学版)*, 2017,14(5):44-48+86.
- [22] 刘嘉玲, 魏江, 陈侠飞. 在线社区对企业创新管理影响研究回顾与展望[J]. *管理学报*, 2022,19(8):1251-1260.