

基于文本挖掘的FILIEKEU智能手表 在线评论分析

陈颖欣

江西理工大学经济管理学院, 江西 赣州

收稿日期: 2026年3月14日; 录用日期: 2026年4月4日; 发布日期: 2026年4月16日

摘要

为深入了解当下菲律宾消费者对菲力克品牌智能手表的看法及需求, 本文使用文本挖掘对某一家店铺的1153条在线评论内容进行关键词共现网络分析、LDA主题模型分析和情感分析, 比较准确地揭示了消费者的购物体验感知与需求。研究表明: 产品的功能是影响消费者购后评价的首要因素, 其次是产品的质量、性能的综合感知; 消费者的不满主要也集中在产品的功能层面, 尤以健康监测不准确问题最为突出。此外, 研究发现菲律宾消费者的社交意愿强烈, 产品常被作为礼品赠予亲友。这一探索性研究为消费者体验提供了新的研究思路, 也为智能手表企业的营销实践提供了有价值的参考。

关键词

菲律宾跨境电商, 评论分析, 共现网络分析, LDA主题模型, 情感分析

Online Review Analysis of FILIEKEU Smart Watch Based on Text Mining

Yingxin Chen

School of Economics and Management, Jiangxi University of Science and Technology, Ganzhou Jiangxi

Received: March 14, 2026; accepted: April 4, 2026; published: April 16, 2026

Abstract

In order to deeply understand the current Philippine consumers' views and needs for FILIEKEU smart watches, this paper uses text mining to conduct keyword co-occurrence network analysis, LDA topic model analysis and sentiment analysis on 1153 online reviews of a store, and accurately reveals consumers' perception and needs for shopping experience. The research shows that the function of the product is the primary factor affecting the post-purchase evaluation of consumers,

followed by the comprehensive perception of the quality and performance of the product; consumer dissatisfaction is mainly concentrated in the functional level of the product, especially the problem of inaccurate health monitoring. In addition, the study found that Philippine consumers have a strong willingness to socialize, and products are often given as gifts to relatives and friends. This exploratory research provides a new research idea for consumer experience, and also provides a valuable reference for the marketing practice of smart watch enterprises.

Keywords

Philippine Cross-Border E-Commerce, Comment Analysis, Co-Occurrence Network Analysis, LDA Topic Model, Sentiment Analysis

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

随着东南亚地区对外开放程度加深，跨境电商市场不断升温，给国内制造业出口带来了大量机会。广东等沿海地区拥有大量的制造企业，东南亚电商市场尚未饱和，以及 shopee、lazada 等跨境电商平台的大量渗透为这些地区制造业出口带来了丰富的机会。然而东南亚国家的人口、文化、消费习俗与国内均存在差异，因此，在商业模式、运营推广等方面与国内必定也存在着差异。近年来，菲律宾智能穿戴设备市场的增长率高于东南亚地区的平均水平，仅次于印度尼西亚和泰国，预计未来几年菲律宾智能穿戴设备市场将继续增长。根据 IDC 数据，仅 2022 年第三季度菲律宾智能穿戴设备出货量便达到 37 万台，同比增长 23.7%。

智能手表属于智能穿戴设备中的重要部分，是一种功能多样、用户面广泛的消费类电子产品。然而在用户需求精细化、多样化的当下，如何深入挖掘和满足用户的需求，也成为入驻在跨境电商平台的卖家重要的着力点。在为消费者提供便捷的消费渠道的同时，电商平台也提供了信息共享渠道，网上购物在线评论数据呈现爆发式增长。在线评论是消费者对产品和服务的直接反馈，相关研究表明，超过 75% 的消费者会在决策前浏览在线评论信息，以及超过 90% 以上的企业认为在线评论内容会影响潜在用户的购买倾向[1]。在激烈的商业竞争中，企业不仅需要了解行业、竞争对手及产品，更需要了解和把握用户的需求和关注点[2]。因此通过对跨境电商平台上的在线评论进行文本分析，凝炼出用户对产品的需求和情感倾向已成为热点，而文本挖掘及情感分析技术是最常用的手段[3]。

2. 文献综述

2.1. 智能手表消费者需求分析

随着人们生活水平的提高，对基本的物质需求满足后，将越来越多地倾向于对健康生活的追求。智能手表作为智能穿戴设备的一类，承载着“大智移物云”等一系列创新技术。除了最基础的时间功能，还可以与智能手机实现互联，实现部分功能的拓展。

在跨境电商消费决策研究中，陈懿等认为跨境电商消费者购买决策主要受产品的感知有用性与感知易用性影响[4]。这一理论框架同样适用于解释东南亚消费者对智能穿戴设备的采纳行为。智能手表作为典型的跨境电子消费品，其功能属性与用户体验共同构成了消费者的感知价值基础。然而，东南亚市场的特殊性在于，由于消费者保护制度和退换货政策不如发达国家完善，消费者面临更高的感知风险[5]。

因此,信任机制在购买决策中发挥着比成熟市场更为关键的作用。有研究显示,在越南,近半数消费者依赖在线评论来验证产品质量、降低购买不确定性[5]。

结合智能手表的产品特性来看,其轻量化、功能集聚的特点满足了东南亚消费者对移动互联网和健康管理的多重需求。特别是面向儿童和老人的定位追踪、健康监测功能,在菲律宾、印尼等群岛国家具有特殊的实用价值。因此,在跨境电商情境下,智能手表不仅要具备技术上的感知有用性,更需要通过在线评论等信任机制,向消费者传递可信赖感,才能有效促成购买。

2.2. 文本挖掘技术在评论分析中的应用

文本挖掘技术是一种基于自然语言处理、对文本格式的非结构化数据进行收集、处理、分析和总结的研究技术,可以从中获得数据的全貌和多个方面特征的隐含信息[6],对于通过消费者评论,挖掘消费者内在诉求,研究消费者体验尤为重要。在线评论作为一种典型的非结构化数据,目前主要的分析方式便是文本挖掘技术。通过对消费者在线评论数据的处理、分析和总结,挖掘有价值的信息。其具有比访谈记录、问卷调查等更加真实的优点,但也存在内容主题分散,没有脉络和清晰的逻辑结构等缺点,因此在理解和分析起来有一定的难度。

目前,已有不少关于在线评论的文本挖掘、可视化分析工作,帮助企业或消费者有效分析评论数据。如 wang 等提出了对餐厅进行不同细节层次的比较分析方法,通过分析两家餐厅共同顾客的评论差异,帮助用户快速筛选候选餐厅[7]。Li 利用地铁路线与美食评论数据,以词云图展示美食种类,帮助用户结合路线来筛选餐厅[8]。当前,与智能手表评论分析相关的文本挖掘方法主要分为三类:主题建模、关键词网络分析及基于 LDA 主题模型的分析。研究者多采用无监督算法对评论文本进行主题与维度的提取,以揭示消费者的关注偏好,其中隐含狄利克雷分配(Latent Dirichlet Allocation, LDA)与隐含语义分析(Latent Semantic Analysis, LSA)是应用最为广泛的主题建模技术。如龚雨璐以图书馆文化创意产品评论为样本,通过 LDA 主题建模提取出情感、社会、质量、价格四个感知维度,并借助情感分析方法,揭示了各维度间的相互交织与影响机制[9]。

近年来,针对东南亚跨境电商消费者的研究逐渐增多。从研究方法上看,主要分为两类:一是基于问卷调查的结构方程模型分析,探索信任、感知价值与购买意愿之间的关系;二是基于平台数据的消费者行为画像分析。从研究发现来看,东南亚消费者表现出以下几个共性特征:第一,评论依赖,消费者将在线评论作为降低购买风险的主要手段;第二,信任驱动,相比于平台或品牌的官方宣传,消费者更信任来自社群或其他消费者的真实反馈;第三,本地偏好,在越南、菲律宾等市场,消费者对本地品牌和本地化服务表现出较强偏好。本文选取了总部位于深圳,入驻在 shopee 菲律宾站点的菲力克品牌智能手表消费者在线评论,采用文本挖掘技术进行分析,以期挖掘出菲律宾消费者对于智能手表的需求和看法,以及影响消费者评价的因素,为平台商家营销、生产企业改进升级产品提供具有针对性的建议。

3. 文本挖掘与数据分析

3.1. 数据采集与预处理

本文选择 shopee 菲律宾站点的中国跨境电商店铺 FILIEKEU (菲力克),使用网络爬虫工具 shodora 对该店铺销量排名前四的产品的评论进行初步采集,采集规模为自产品上架以来至 2024 年 6 月 5 日为止,最终获得 4143 条原始评论数据。

使用 LEN 函数对原始数据进行预处理工作,剔除无效评论。原始数据中存在大量如内容过于简短、内容为表情包或图片等非文本形式、买家仅评分不评价的无效评论[10]。对于任何一门语言而言,平均句长在 10~15 个词之间[11],相应字符数约为 30~45 个。因此,选择在 EXCEL 表格中使用 LEN 函数识别

评论文本的字符，以 30 个字符数为界限，剔除了低于 30 个字符数的评论，最终初步筛选得到了 1513 条有效评论。

使用谷歌翻译将菲律宾语转译成中文，接着对中文文本进行清洗、切词与合并。本店铺主要面向菲律宾人群，尽管英语在菲律宾的普及率很高，但菲律宾的官方语言仍然是菲律宾语言，菲律宾语属于小语种，且与英语杂糅在一起，直接使用菲律宾语文本分析起来有相当的难度。因此，权衡之下，选择将菲律宾语转译为中文，然后，将转译的中文文本进行了检查和清洗，包括增加或删除标点符号实现切词或者将评论短文本合成更长的文本。

为初步判断数据集中的重要关键词，本文使用了 KHcoder3 软件进行高频关键词的提取，数据的预处理包括：1) 导入数据并过滤停用词(如“很”“只”“最”等)；2) 确认关键词的含义，即同一个词在不同语境下含义可能不同，故进行了人工修正与原始语句含义不一致的关键词。

3.2. 关键词的网络分析

在社会网络分析中，常使用中心度来测量个体处于网络中心的程度，即重要性程度。为确定在网络中影响力最大、最重要的关键词，本文使用 KHcoder3 软件对关键词中心度的三个指标(度中心度、中介中心度、特征向量中心度)进行分析。其中圆圈大小代表词频大小，圆圈颜色深浅则代表词的中心度高低。

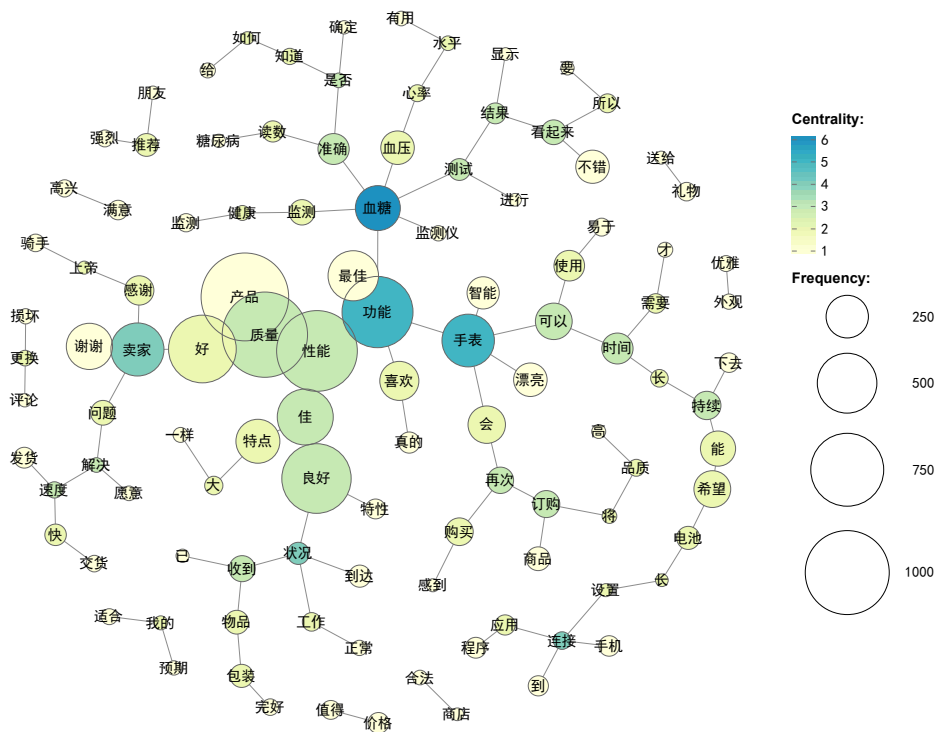


Figure 1. Network analysis of degree centrality
图 1. 度中心度的网络分析

中介中心度用于衡量一个节点在建立网络中扮演的中介或桥梁角色的程度，在考虑中介作用时使用，是一种控制能力的指数[12]。从中介中心度来看，“功能”颜色最深，说明其中介中心度最高，其次是“性能”“手表”和“血糖”，如图 2 所示。中介中心度高的关键词对控制评论的方向方面有非常大的影响，因此，功能是用户购买菲力克智能手表的重要因素。

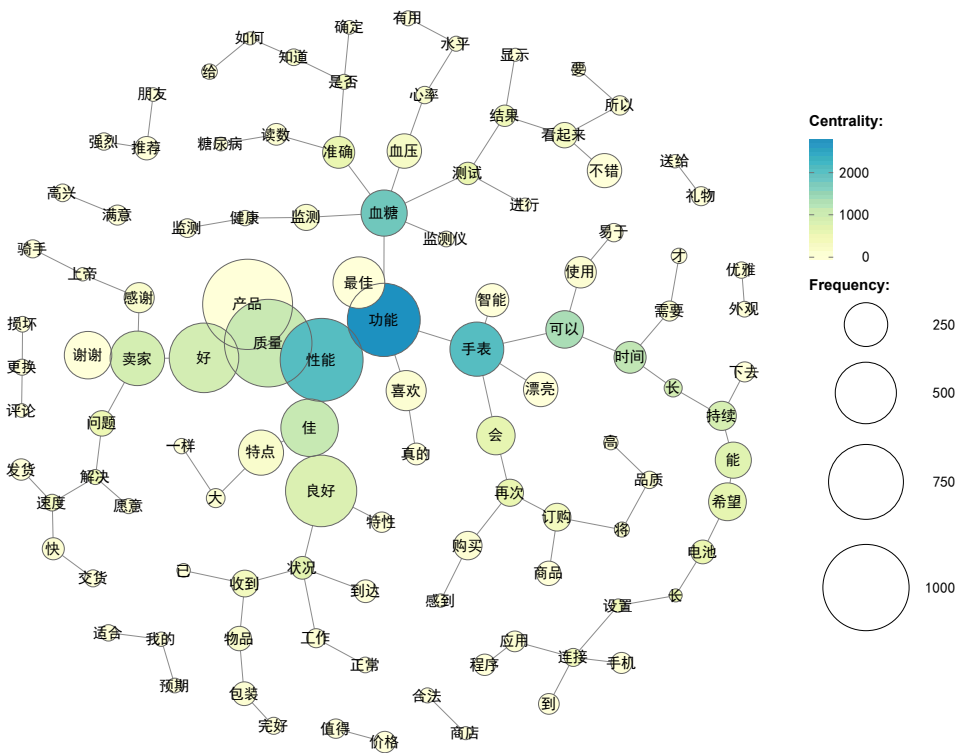


Figure 2. Network analysis of betweenness centrality
图 2. 中介中心度的网络分析

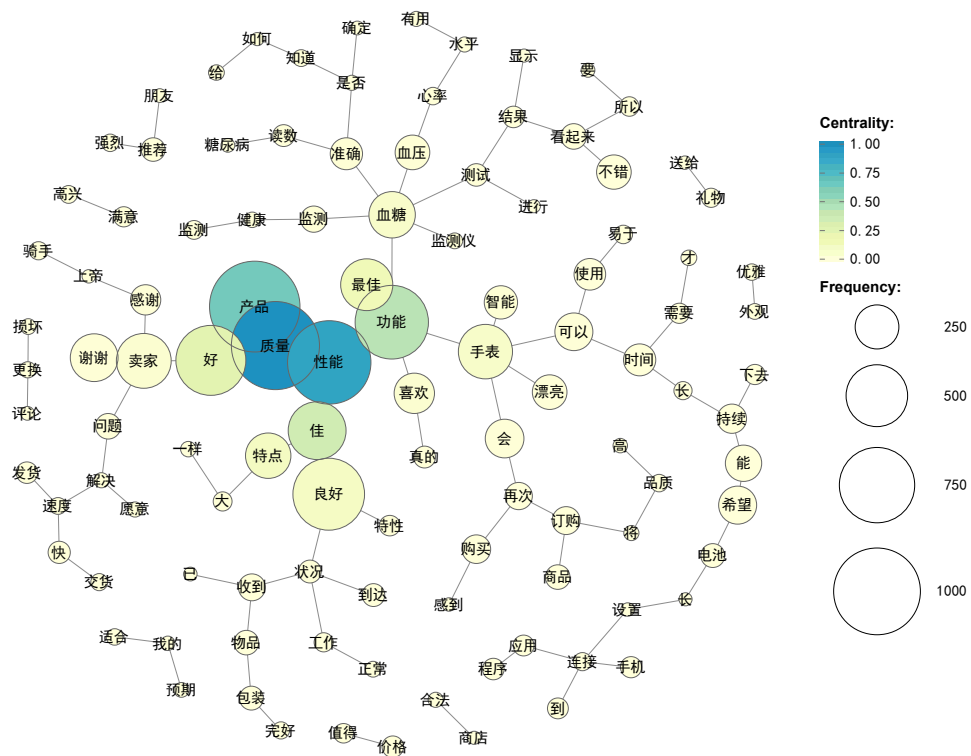


Figure 3. Network analysis of eigenvector centrality
图 3. 特征向量中心度的网络分析

使用正常；功能上，血压、血糖、心率等健康监测相关的功能是非常关注的方面，用户可能存在糖尿病或其他亚健康状况的困扰；手表品质上，对外观、电池续航、与手机的交互体现出较高的满意度；卖家服务上，发货速度快、及时解决问题是消费者较为满意的方面。

以上分析虽然能够体现出消费者主要的关注方面，以及大体满意情况，但在主题分析上仍然存在划分不够清晰、信息涵盖不全面、满意度分析不够深入等问题，比如共现网络图中仍然存在不少未被纳入主题的分支子图，说明该分析方法有一定的局限性，故有必要对数据做进一步的消费者关注主题和满意度的分析。

4. 基于 LDA 主题模型的评论分析

LDA (Latent Dirichlet Allocation)主题模型基于概率模型，假设文档是由多个主题组成的混合，每个主题又由一组词项组成。它能够通过观察文档中的词项出现情况，推断出隐藏的主题结构，帮助挖掘文本数据的潜在信息[14]。LDA 是一种无监督学习方法，不需要标注数据，适用于大规模文本数据的处理[15]。在 LDA 模型中，每个主题和每个文档都有自己的概率分布，分别被 φ_k 和 θ_d 表示。

情感分析是一种自然语言处理技术，旨在识别和理解文本中表达的情感和情绪，在许多领域都有广泛的应用，包括社交媒体监测、客户反馈分析、舆情监控、市场调研等，可以帮助人们更好地理解和分析大量文本数据，更快速、准确地了解大众对特定话题或产品的看法和情感倾向[16]，从而指导决策和行动。本报告采用 LDA 主题模型与情感分析相结合的方式，并使用情感表现来分析用户的满意情况。

4.1. 确定主题数量

确定 LDA 主题模型中的主题数量是一个关键问题，主题数量的选择会直接影响到模型的效果和结果解释性。本报告选择困惑度指标与一致性指标相结合的方式来确定主题数量。困惑度(Perplexity)指标用来评估模型的拟合程度，主题一致性指标(Topic Coherence)用来评估不同主题数量下的主题质量[16]。

困惑度的计算公式如下：

$$W = \exp \left(\frac{\sum_{d=1}^M \ln(p(W_d))}{\sum_{d=1}^M N_d} \right) \quad (1)$$

其中， W 是困惑度， M 是文档的数量； W_d 是文档 d 中的单词序列； N_d 是文档 d 中的单词数量； $p(W_d)$ 是模型对文档 d 的似然概率。困惑度越低表示模型对未见数据的预测能力越好，即模型能够更准确地预测未见数据的单词序列。

一致性值的计算公式如下：

$$C = \sum_{V_i, V_j \in V} S(V_i, V_j, \varepsilon) \quad (2)$$

$S(V_i, V_j)$ 的计算公式为：

$$S(V_i, V_j) = \ln \frac{(V_i, V_j + 1)}{D(V_j)} \quad (3)$$

其中， C 是一致性值， V 是某主题下的一组词语， $D(V_i, V_j)$ 计算包含词语 V_i ， V_j 的文档数量， $D(V_j)$ 计算包含词语 V_j 的文档数量， ε 为平滑系数。

本报告使用 Python 中的主题建模库来训练主题模型，并评估困惑度和主题一致性，结果如下：

从图 5 的困惑度来看，困惑度指标一直在降低，主题数量越多，困惑度越低。但是有研究显示，当主题数量过多时，模型容易出现过拟合的现象。RÖDer M [17]提出用主题一致性(coherence)的方法来选择

主题数量,得分越高,代表该词语对主题的可解释性越好。因此,困惑度(perplexity)和主题一致性(coherence)都是 LDA 主题模型的常用评价指标。困惑度越低或者一致性越高,说明模型越好。

从图 5 的一致性来看,在主题数从 2 至 11 的过程中,一致性指标经历了“减-增-减-增-减”的过程,当主题数为 5 时,模型的主题一致性达到了最高值。因此,选择主题数 5 作为最终的主题数目。

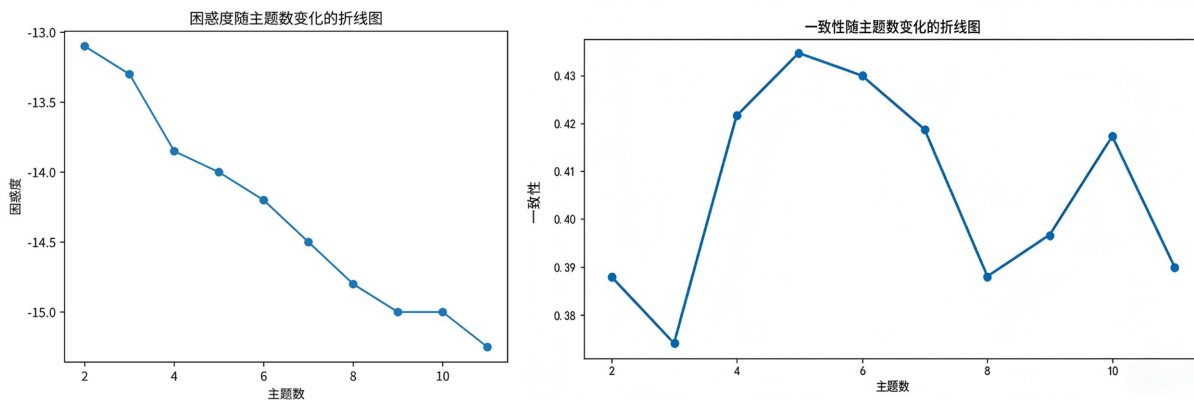


Figure 5. Perplexity mode and Consistency model
图 5. 困惑度和一致性模型

4.2. LDA 主题 - 情感分析

通过以上分析,掌握了评论文本内容的总体情况和特点,再进行 LDA 主题模型的分析,模型参数(文档-主题密度) α 设为 0.1,其表示一个较低的先验信念,即认为每个文档包含的主题数量应该相对较少;主题词密度 β 设为 0.01,主题词密度 β 越大,表示主题中的词项分布越密集,即主题中的词项更加集中在一些核心词汇上;反之,主题词密度 β 越小,表示主题中的词项分布更加分散,涵盖了更广泛的词汇 [18]。主题数量按照前文得到的最优结果 5 个,迭代次数为 3000。

在对主题进行分类的过程中,采用半自动分类,即主要依据机器分类并结合人工辅助分类的方式,初始尤其是对于主题编码,需要依靠人的思维对机器给出的分类结果进行抽象编码。如图 6 所示,机器给出了五个主题,经过抽象归纳后,编码为功能性、卖家服务、产品质量、使用场景、健康监测。

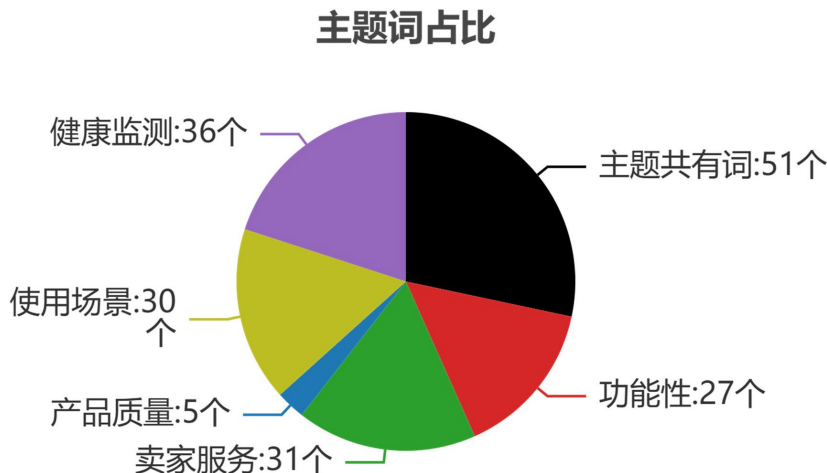


Figure 6. Subject word distribution
图 6. 主题词分布

从主题数量和占比来看,依次为产品质量 > 健康监测 > 卖家服务 > 功能性 > 使用场景,可以近似反映出用户对这些主题的关注度,即从评论文本数据反映的情况来看,用户最看重的是本类产品的质量,但也应该注意到,使用场景的主题词数量最多,反映用户需求场景的多样性,同时,各个主题之间的数量和占比差异不算悬殊,因此每个主题都具有不容忽视的价值和意义。

对于文档分析出主题之后,还需要对主题的构成、具体的内涵进一步研究,就需要分析主题的主要成分,用户对此的情感或满意情况等,因此,本文采用了 TF-IDF (词频与逆文档频率乘积)来探索主题内部的主要构成。并依概率来计算情感表现、正面隶属概率前五关键词、负面隶属概率前五关键词。

词频是指一个给定的词语在文档中出现的频率。对于文档 d 中的词语 t , 其词频 $TF(t, d)$ 用以下公式计算:

$$TF(t, d) = \frac{\text{词语 } t \text{ 在文档 } d \text{ 中出现的次数}}{\text{文档 } d \text{ 中所有词语的总数}} \quad (4)$$

逆文档频率是一个词语普遍重要性的度量。其目的是减少常见词语的权重,而增加罕见词语的权重。对于词语 t , 其逆文档频率 $IDF(t)$ 可以用以下公式计算:

$$IDF(t) = \log \left(\frac{\text{语料库中文档总数}}{\text{包含词语 } t \text{ 的文档数} + 1} \right) \quad (5)$$

TF-IDF 值则是词频(TF)和逆文档频率(IDF)的乘积,用于评估词语 t 在文档 d 中的重要性,一个词语的 TF-IDF 值越高,表示它在特定文档中越重要,而在整个文档集合中越罕见[19]。汇总结果如表 1 所示。

Table 1. Topic summary

表 1. 主题汇总

	功能性	卖家服务	使用场景	健康监测	产品质量
主题下隶属概率前十关键词	手表、带子、运动、传感器、触摸屏、程序、续航、软件、智能、时间、手机、表带、应用程序	卖家、发货、交货、价格、合法、速度、物有所值、承诺、运输、解决问题	工作、物品、电池、尝试、状况良好、礼物、预期、丈夫、效果、爸爸	血糖、血压、监测、测试、读数、血糖仪、检查、测量、心率、监测仪	特点、质量、特性、长时间、用户、目的、一流、正品、美观、高性能
情感表现	正面 66.1%、负面 18.8%、中性 15.1%, 情绪平均分 6.9	正面 82.1%、负面 8.6%、中性 9.3%	正面 71.3%、负面 19%、中性 9.5%	正面 56.8%、负面 26.6%、中性 16.6%	正面 92.3%、负面 5%、中性 2.7%
正面隶属概率前五关键词	智能、最佳、良好、好、可以	谢谢、好、最佳、很快、良好	最佳、良好、谢谢、希望、很好	最佳、准确、良好、好、很好	良好、最佳、好、优秀、很好
负面隶属概率前五关键词	没有、问题、无法、损坏、坏	没有、损坏、问题、不能、一般	没有、损坏、骗局、手腕、不起作用	没有、不是、不确定、显示、不知道	不好、浪费、不确定、不到、不会

以下再对各个主题进行展开分析,包括该主题的具体内涵,通过情感表现推测用户对该主题的满意情况。

如图 7 所示,从功能性主题的隶属关键词来看,用户在选择智能手表时,首要关注的是其运动辅助

使用中，无论是运动监测、健康追踪还是智能提醒，都需要手表能够持续稳定地运行，不受电量不足的困扰。然而，除了自我使用外，智能手表也常被用户作为礼物赠送给亲朋好友。当用户在自身购买体验较佳时，他们往往愿意向身边的人推荐这款智能手表。值得一提的是，含负面情绪的评价比例较高，同时隶属关键词中也出现了“浪费”、“骗局”等负面词，说明该主题下还有待提升。

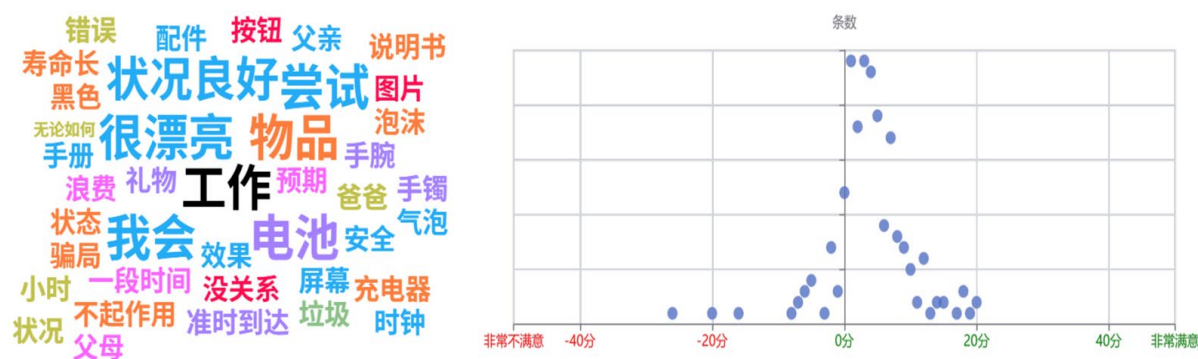


Figure 9. Affiliated keywords, sentiment values, and quantity distribution of usage scenario themes

图 9. 使用场景主题的隶属关键词、情绪值与数量分布情况

如图 10 所示，从健康监测主题来看，不难发现用户对于血压、血糖、心率等关键健康指标的监测需求尤为强烈，这背后是对个人健康状况的深切关注与追求。然而，从当前的用户反馈来看，这一领域的总体满意度却呈现出非常低的态势，正面评价的数量仅占 56.8%。究其原因，是因为这类健康监测设备在监测准度上远远无法与专业的医疗设备相媲美。尤其是在血糖测试方面，用户普遍反映设备测试结果与实际值存在较大偏差，这不仅影响了用户对自身健康状况的准确判断，也大大降低了他们对这类设备的信任度。这种使用体验的不佳，使得健康监测主题在用户心中的情感表现相当差。对于许多用户而言，他们购买这类设备是出于对健康的重视和追求，但结果却往往令人失望。因此，提高健康监测设备的监测准确度，成为了当前最需要改进的方面。

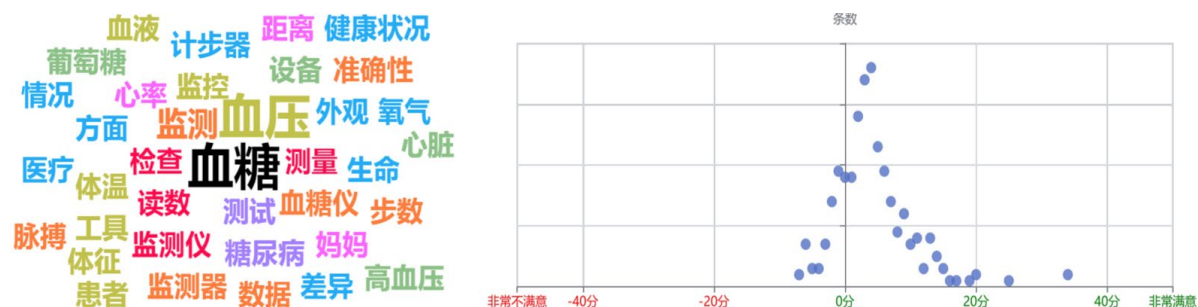


Figure 10. Affiliated keywords, sentiment values, and quantity distribution in the topic of health monitoring

图 10. 健康监测主题的隶属关键词、情绪值与数量分布情况

如图 11 所示，从产品质量主题来看，所反映的信息显得较为模糊和笼统，经过对原因的初步分析，首先，智能手表类产品的质量感知是一个相对漫长且复杂的过程，这类产品通常具备多种功能，涉及硬件性能、软件运行、续航持久性、耐用度等多个方面，用户需要在使用过程中逐步体验并评估这些方面，才能形成对产品质量的全面认知，这一过程往往需要较长时间，并非短时间内可以完成。然而，Shopee 平台规定用户只能在购买到货后的 7 天内进行评价，这在一定程度上限制了用户表达产品质量感受的时

间和空间。对于那些需要更长时间才能感知到的质量问题，用户可能无法在规定时间内进行反馈。因此，评论数据集本身没有反映该主题足够的信息。

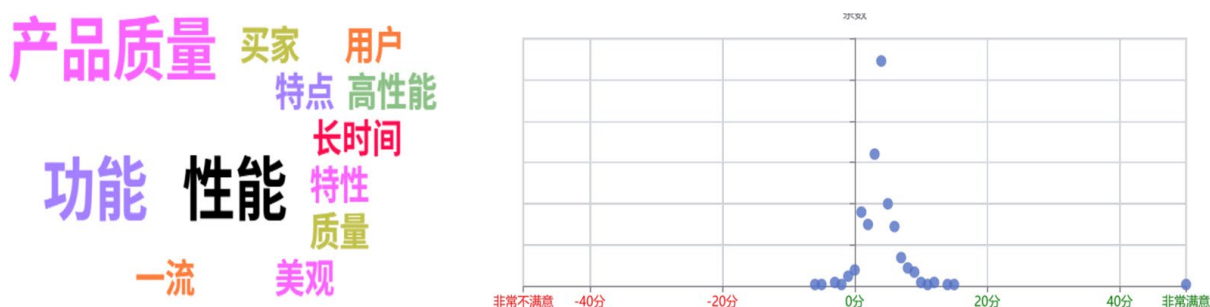


Figure 11. Affiliated keywords, sentiment values, and quantity distribution related to the product quality theme

图 11. 产品质量主题的隶属关键词、情绪值与数量分布情况

5. 结论与管理启示

5.1. 研究结论

本文使用文本挖掘技术对某一家菲力克品牌智能手表的跨境电商店铺的 1153 条评论内容进行了共现网络分析、LDA 主题模型分析、情感分析，结论如下。

本文通过关键词的共现网络分析发现，“功能”是影响消费者评价的最核心因素。结合 LDA 主题模型的结果，可将消费者关注的“功能”进一步细化为两类：一是“一般功能”，主要包括运动辅助、与智能手机交互、佩戴舒适度等；二是“健康监测功能”，特指对血压、血糖、心率等关键健康指标的监测。

这两类功能在消费者心中呈现出截然不同的评价。“一般功能”获得了中等偏上的满意度，说明产品的基础体验基本能满足用户日常需求，但仍存在优化空间。然而，“健康监测功能”则呈现出高关注度与极低满意度的显著矛盾。消费者对健康管理的强烈需求与当前产品监测准确度的不足形成了巨大落差，这是本研究发现的最关键问题。相比之下，消费者对“产品质量”的满意度高达 92.3%，这表明菲力克品牌在基础硬件和品控方面具有较强的市场竞争力。值得一提的是，在使用场景中，消费者的满意度亦会受到亲友的影响，据评论主题及条数统计，使用场景主题的评论条数达 210，约占比五分之一。

5.2. 管理启示

本文通过对菲力克智能手表消费者评论内容的深度挖掘，更清晰地勾勒出其在购买智能手表过程中的关注点和痛点，为相关的跨境电商企业的技术研发、产品开发及营销策略提供有价值的参考信息。

技术研发方面，从“功能营销”转向“技术驱动”。针对健康监测功能，企业应摒弃“技术不够，营销来凑”的短视行为。当前的低满意度主要源于监测准确度不足，这已损害了品牌信誉。核心战略应是加大在生物传感技术、算法优化领域的研发投入，或与专业的医疗健康机构合作，力求在核心技术指标(如血压、血糖监测的误差率)上取得实质性突破。在技术未成熟前，应审慎宣传，避免夸大其词，可通过“辅助监测”、“趋势参考”等更精准的表述管理用户预期，避免产生新的不满。

产品开发方面，对于“一般功能”，应持续迭代优化，保持并提升用户体验。这是品牌当前的立身之本，也是维持用户基本盘的关键；对于“健康监测功能”，可采取细分市场渗透策略，可针对关注健康趋势的亚健康人群或老年群体，开发具有特定功能的细分产品。但前提是，必须首先解决现有用户反馈最强烈的“监测不准”问题。若短期内技术难以攻克，可考虑将资源集中于更易实现的健康功能上，

并明确告知用户功能边界。

营销传播方面,应避免将尚不成熟的健康监测功能作为主要卖点。可以通过内容营销的方式,教育用户如何正确理解和使用智能手表的健康数据,展示企业在提升准确性上所做的努力,以坦诚的态度逐步重建消费者信任。同时,可以利用菲律宾消费者强烈的社交属性,围绕产品的品质、美观及实用性设计营销活动,转移对不成熟健康功能的过度聚焦。

6. 局限与展望

首先,本文中的消费者评论可能存在难以识别虚假评论的问题,从而对研究结果可靠性产生一定的影响,未来研究应考虑采取一定的手段,尽可能地识别并剔除出这部分虚假评论,要更加注重数据的质量和真实性;其次,本文研究所选用的数据仅为一个店铺内的1153条文本评论,代表性不够强,可以考虑选择该品牌的多个平台多个店铺进行数据采集;最后是,菲律宾语属于非常小众的语种,在进行非专业性的语言转译时,难免存在转译不准确的问题,这对研究结果的可靠性也会产生影响。

参考文献

- [1] 韩发丽. 在线评论对消费者购买决策的影响[J]. 现代企业, 2018(5): 51-52.
- [2] 朱晓红, 陈寒松, 张腾. 知识经济背景下平台型企业构建过程中的迭代创新模式: 基于动态能力视角的双案例研究[J]. 管理世界, 2019(3): 142-156.
- [3] 李然, 林政, 林海伦, 等. 文本情绪分析综述[J]. 计算机研究与发展, 2018, 55(1): 30-52.
- [4] 陈懿. 跨境电商消费者购买决策影响因素的实证研究[J]. 商业经济研究, 2026(4): 69-72.
- [5] Ngo, T.T.A., Nguyen, K.B., Pham, M.T., Tran, N.T., Tran, H.T. and Dao, C.T. (2025) The Influence of Online Customer Reviews (OCRs) on the Online-Shopping Intention for Domestic Fashion: A Case Study of Vietnam. *Acta Psychologica*, **260**, Article ID: 105639. <https://doi.org/10.1016/j.actpsy.2025.105639>
- [6] Higuchi, K. (2016) A Two-Step Approach to Quantitative Content Analysis: KH Coder Tutorial Using Anne of Green Gables (Part I). *Ritsumeikan Social Sciences Review*, **52**, 77-91.
- [7] Wang, Y., Haleem, H., Shi, C., Wu, Y., Zhao, X., Fu, S., et al. (2018) Towards Easy Comparison of Local Businesses Using Online Reviews. *Computer Graphics Forum*, **37**, 63-74. <https://doi.org/10.1111/cgf.13401>
- [8] Li, C., Dong, X. and Yuan, X. (2018) Metro-Wordle: An Interactive Visualization for Urban Text Distributions Based on Wordle. *Visual Informatics*, **2**, 50-59. <https://doi.org/10.1016/j.visinf.2018.04.006>
- [9] 龚雨璐. 基于感知价值的图书馆文化创意产品评论文本分析[J]. 图书馆理论与实践, 2024(2): 130-136.
- [10] Ruiz-Alba, J.L., Nazarian, A., Rodríguez-Molina, M.A. and Andreu, L. (2019) Museum Visitors' Heterogeneity and Experience Processing. *International Journal of Hospitality Management*, **78**, 131-141. <https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2018.12.004>
- [11] 马江涛, 马广惠. 回顾与展望: 书面语句长研究[J]. 外语教学理论与实践, 2021(4): 24-34+77.
- [12] 刘军. 整体网分析: UCINET 软件实用指南[M]. 上海: 上海人民出版社, 2014.
- [13] Lee, J.H., Lee, J.M., Kim, W.K., et al. (2017) A Study on Perception of Swimsuit Using Big Data Text-Mining Analysis. *Korean Journal of Sport Science*, **28**, 104-116. <https://doi.org/10.24985/kjss.2017.28.1.104>
- [14] Mohammadi, N., Esteki, M. and Simal-Gandara, J. (2024) Machine Learning for Authentication of Black Tea from Narrow-Geographic Origins: Combination of PCA and PLS with LDA and SVM Classifiers. *LWT*, **203**, Article ID: 116401. <https://doi.org/10.1016/j.lwt.2024.116401>
- [15] Wang, X., Hou, B., Teng, Y., Yang, Y., Zhang, X., Sun, L., et al. (2024) Reformative ROCOSD-ORESTE-LDA Model with an MLP Neural Network to Enhance Decision Reliability. *Knowledge-Based Systems*, **286**, Article ID: 111384. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2024.111384>
- [16] Maier, D., Waldherr, A., Miltner, P., et al. (2021) Applying LDA Topic Modeling in Communication Research: Toward a Valid and Reliable Methodology. In: *Computational Methods for Communication Science*, Routledge, 13-38.
- [17] Röder, M., Both, A. and Hinneburg, A. (2015). Exploring the Space of Topic Coherence Measures. *Proceedings of the 8th ACM International Conference on Web Search and Data Mining*, Shanghai, 2-6 February 2015, 399-408. <https://doi.org/10.1145/2684822.2685324>

- [18] Fiebig, D., Storka, J., Roeder, M., Meyners, C., Schmelz, S., Blankenfeldt, W., *et al.* (2018) Destructive Twisting of Neutral Metalloproteases: The Catalysis Mechanism of the Dispass Autolysis-Inducing Protein from *Streptomyces moraraensis* DSM 40487. *The FEBS Journal*, **285**, 4246-4264. <https://doi.org/10.1111/febs.14647>
- [19] 王伟, 周咏梅, 阳爱民, 周剑峰, 林江豪. 一种基于 LDA 主题模型的评论文本情感分类方法[J]. 数据采集与处理, 2017, 32(3): 629-635.