



# 计算机科学

COMPUTER SCIENCE

## 一种融合多层次情感和主题信息的 TS-AC-EWM 在线商品排序方法

余本功, 张子薇, 王惠灵

引用本文

余本功, 张子薇, 王惠灵. 一种融合多层次情感和主题信息的 TS-AC-EWM 在线商品排序方法[J]. 计算机科学, 2022, 49(6A): 165-171.

YU Ben-gong, ZHANG Zi-wei, WANG Hui-ling. TS-AC-EWM Online Product Ranking Method Based on Multi-level Emotion and Topic Information[J]. Computer Science, 2022, 49(6A): 165-171.

---

## 相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[面向科技前瞻预测的大数据治理研究](#)

Research on Big Data Governance for Science and Technology Forecast  
计算机科学, 2021, 48(9): 36-42. <https://doi.org/10.11896/jsjx.210500207>

[基于层析分析改进的联邦平均算法](#)

Improved Federated Average Algorithm Based on Tomographic Analysis  
计算机科学, 2021, 48(8): 32-40. <https://doi.org/10.11896/jsjx.201000093>

[基于 Stack Overflow 的数据库相关主题分析](#)

Analysis of Topics on Database Systems in Stack Overflow  
计算机科学, 2021, 48(6): 48-56. <https://doi.org/10.11896/jsjx.200800217>

[拓扑综合评估与权值自适应的虚拟网络映射算法](#)

Virtual Network Embedding Algorithm Based on Topology Comprehensive Evaluation and Weight Adaptation

计算机科学, 2020, 47(7): 236-242. <https://doi.org/10.11896/jsjx.190600022>

[基于主题模型的 Ubuntu 操作系统缺陷报告的分类及分析](#)

Classification and Analysis of Ubuntu Bug Reports Based on Topic Model  
计算机科学, 2020, 47(12): 35-41. <https://doi.org/10.11896/jsjx.200100022>

# 一种融合多层次情感和主题信息的 TS-AC-EWM 在线商品排序方法

余本功<sup>1,2</sup> 张子薇<sup>1</sup> 王惠灵<sup>1</sup>

1 合肥工业大学管理学院 合肥 230009

2 合肥工业大学过程优化与智能决策教育部重点实验室 合肥 230009

**摘要** 电商平台信息对消费者的商品购买决策有显著影响。基于大体量的店铺与商品信息、在线评论文本进行信息融合并得出在线商品排序辅助消费者进行购买决策,具有重要的研究价值。针对上述问题,提出了一种融合多层次情感和主题信息的 TS-AC-EWM 在线商品排序方法,充分利用了评分信息与评论内容信息。首先,从计量与内容两个维度设计在线商品排序评价体系,体系包含 4 个计量指标与 3 个内容指标;其次,爬取各候选商品的计量指标与在线评论内容;然后,用融合主题与情感信息的 TS 方法以及基于追加评论的 AC 方法计算 3 个内容指标;最后,用熵权法确定指标权重,得出商品评分及排序。以京东微波炉数据集为例进行实验,证明了所提方法的可行性与有效性,因此该排序方法具有一定的现实意义。

**关键词** 商品排序;LDA;ALBERT;TextCNN;熵权法

中图分类号 TP391

## TS-AC-EWM Online Product Ranking Method Based on Multi-level Emotion and Topic Information

YU Ben-gong<sup>1,2</sup>, ZHANG Zi-wei<sup>1</sup> and WANG Hui-ling<sup>1</sup>

1 School of Management, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China

2 Key Laboratory of Process Optimization & Intelligent Decision-making, Ministry of Education, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China

**Abstract** The information of e-commerce platforms has a significant impact on consumers' purchase decisions. It is of great research value to integrate the information of large-scale stores, commodity information and online review information and get online commodity ranking to assist consumers in purchasing decisions. To solve the problems, this paper proposes an online product ranking method TS-AC-EWM, which integrates multi-level emotion and topic information, and makes full use of scoring information and review content information. Firstly, the online commodity ranking evaluation system is designed from two dimensions of measurement and content, including four measurement indexes and three content indexes. Secondly, we crawl the measurement indexes and online review content of each candidate commodity. Thirdly, three content indexes are calculated by TS method, which combines topic and affective information, and AC method, which is based on appending comments. Finally, using the entropy weight method to calculate the index weight, commodity grading and sorting. Experiments on Jingdong microwave oven dataset prove the feasibility and effectiveness of the proposed method, so the ranking method has a practical significance.

**Keywords** Product ranking, LDA, ALBERT, TextCNN, Entropy weight method

近年来,电子商务在国家大力支持下迅猛发展,2019 年全国网上零售额已达 10.63 万亿元,网民规模已超过 9 亿人<sup>[1]</sup>,越来越多的消费者热衷于网上购物。许多电商网站都为消费者提供了挑选商品的平台,消费者可以看到店铺的评分信息、商品的描述信息以及过往购买者对商品的评价<sup>[2]</sup>,继而进行购买决策。但浏览信息的流程无疑花费了消费者许多时间,而且由于在线评论体量巨大,消费者很难根据全部评论进行购买决策。

因此,基于大体量的店铺信息、商品信息与在线评论信息进行信息融合并得出在线商品排序辅助消费者进行购买决策,具有重要的研究价值。从消费者角度来说,合理的排序方法将大大减少其挑选商品、进行购买决策的时间;从商家的角度来说,商品评价结果可以帮助商家更好地了解消费者的

需求并自我改进;从电商平台的角度来说,可以对相似商品排序给予更好的建议。

目前,已有众多学者研究在线商品排序并将重点放在基于在线评论的商品排序上<sup>[13-19]</sup>,研究一般分为 3 个阶段:产品特征提取、情感分析和产品排序<sup>[3]</sup>。但是仅仅利用在线评论对在线商品进行排序的做法忽略了电商平台上店铺与商品的评分信息,而且基于在线评论的在线商品研究往往仅用评论的情感信息来代表评论内容的价值,对评论内容的研究细度尚有不足。

因此,本研究设计一种融合多层次情感和主题信息的在线商品排序方法,通过抽取评论的主题信息与情感信息,丰富获取评论内容信息的维度,同时综合商品的计量指标与内容指标以给出商品的排序,从而更好地为消费者提供购买决策的建议。

基金项目:国家自然科学基金(71671057)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China(71671057).

通信作者:余本功(bgyu19@163.com)

## 1 相关研究

在线商品排序的研究本质是一个多属性决策问题<sup>[4]</sup>,研究主要聚焦在决策影响因素、决策方法、在线评论分析等方面。

### 1.1 购买决策影响因素

消费者的在线购买决策受某些因素影响,Chen 等<sup>[5]</sup>发现商品的评价数量、好评率、评论内容以及物流对消费者购买决策影响较大,消费者的购买意愿与好评总数、累计评论总数成正比<sup>[6]</sup>,卖家服务评分、商品销量也正面影响消费者的购买意愿<sup>[7]</sup>。在电商交易中,在线评论是影响消费者购买决策的重要因素,消费者的在线评论及评价反馈对顾客的购买意愿有着显著的正向影响<sup>[8]</sup>,通过评价反馈买卖双方可以进行价值交换,大大降低了商家与消费者之间的信息不对称度<sup>[9]</sup>。根据在线评论价值的大小,可以对评论进行有用性排序,进而筛选价值高的评论,评论深度、评论星级、追评天数等<sup>[10-12]</sup>都是影响评论有用性的因素。

### 1.2 在线商品排序研究

在线商品排序研究常用的决策方法有模糊综合评价法、TOPSIS法、层次分析法等,当前研究主要基于在线评论进行商品排序。Liu 等<sup>[13]</sup>通过情感词典分析评论得到了商品各个特征的情感倾向,构建直觉模糊数,利用 PROMETHEE II 法得到商品排序。Xu 等<sup>[14]</sup>提出了一种基于用户生成内容的模糊综合评价模型 FCE,利用情感分析及模糊综合评价方法对商品进行打分排序。Chen 等<sup>[15]</sup>分析商品评论情感并进行品牌定位,利用 TOPSIS 法计算商品排序。文献<sup>[16]</sup>先运用情感分析得出产品各属性情感值,再利用层次分析法得出属性权重,并利用 TOPSIS 法确定产品排序。Zhang 等<sup>[17]</sup>通过属性情感词典计算商品各属性的正负向评价价值,利用前景理论计算正负向前景价值及商品的综合情感价值并排序。Liu 等<sup>[18]</sup>利用积极、中性、消极评论次数来构建情感指数表达式并得出商品的总情感值,据此给予商家改进建议。Zheng<sup>[19]</sup>运用 AHP 法和熵权法(Entropy Weight Method, EWM)对电子商务企业分销选择模式进行了研究,并用 TOPSIS 方法对模型进行了验证。熵权法可借鉴应用于在线商品排序研究。

### 1.3 在线评论内容分析

在线评论是用户对商品的意见反映,分析评论内容对商品的排序具有重要价值。当前商品排序研究将评论的情感分析视为重点<sup>[3]</sup>,情感分析方法可分为情感词典的方法、有监督的机器学习方法和弱监督的深度学习方法等<sup>[20]</sup>,其中情感词典方法需要人工构建,机器学习方法需要人工对文本特征进行标记且效率不高,深度学习方法相对较好<sup>[21]</sup>。RNN, LSTM 和 CNN 等模型都是基于深度学习的情感分析方法。Guan 利用注意力增强的双向 LSTM 模型进行情感分类<sup>[22]</sup>。BERT-CNN 模型<sup>[23]</sup>将 BERT 的 embedding 结果输入到 CNN 模型中,既提取了文本上下文特征,又提取了句子局部特征,获取了多层次情感且情感分析效果较好。BERT 模型<sup>[24]</sup>虽然解决了 Word2vec 模型<sup>[25-26]</sup>未解决的一词多义问题,但其大规模的参数数量和运算量对硬件性能要求极高,造成了内存限制和通信开销问题。2019 年提出的轻量化的预训练模型 ALBERT(A Lite BERT)<sup>[27]</sup>,大大减少了 BERT 模型的

参数数量,相较 BERT 模型降低了通信开销,且其在 NLP 任务上表现出色。除了情感信息以外,评论的主题信息也能反映评论的重要价值,通过主题表达能有效挖掘出人们感兴趣的信息<sup>[28]</sup>。LDA(Latent Dirichlet Allocation)模型<sup>[29]</sup>便是一种经典的主题分析模型,可用来挖掘主题。主题强度是对主题热度的量化表示,主题强度越高的主题越受重视<sup>[30-31]</sup>。同样,评论的主题信息可以反映评论的价值性,涵盖到重要主题的评论在主题信息方面的价值度越高。

综合以上研究,可以看出目前在线商品排序的研究重点仍是基于在线评论的商品排序,且重在挖掘在线评论的情感信息,研究细度尚有不足。为了更深入利用用户评论的多层次情感和主题信息、在线商品的评分信息,完善商品排序问题,本文提出了一种融合情感、主题与追加评论的熵权排序方法 TS-AC-EWM(An Entropy Weight Ranking Method Combining Theme, Sentiment and Additional Comments),这是一种面向在线商品的、融合多层次情感和主题信息并考虑追加评论的熵权排序方法。借鉴研究<sup>[5-7]</sup>并考虑到用户决策时指标的易获取性,本文从计量角度选取了商品销量  $X_1$ 、商品评分  $X_2$ 、店铺服务评分  $X_3$ 、店铺物流评分  $X_4$  4 个指标;从内容角度,爬取相关电商网站上的在线商品评论,利用 ALBERT-TextCNN 模型融合全局与局部特征,得到多层次情感分析结果,并将初始评论集划分为积极情感评论集与消极情感评论集,用融合主题与情感信息的方法(the Method Combining Theme and Sentiment, TS)得到积极评论得分  $X_5$ 、消极评论得分  $X_6$  指标,并用基于追加评论的方法(the Method Based on Additional Comment, AC)得到追加评论得分  $X_7$  指标。以上 7 个指标构成了在线商品排序的评价体系,在得到指标数值后,利用熵权法计算得到各个店铺商品的综合评价价值,并依据综合评价价值进行商品排序。

## 2 TS-AC-EWM 在线商品排序方法

TS-AC-EWM 在线商品排序方法从计量指标和内容指标两个维度来进行商品的评价,其评价体系如图 1 所示。计量指标从数据易获取性角度选取了 4 个指标;在内容指标上针对在线评论的内容,融合主题信息和情感信息,设计了 3 个指标。最终采用熵权法计算指标的权重信息,并结合各指标数值得分得出商品的最终排序。

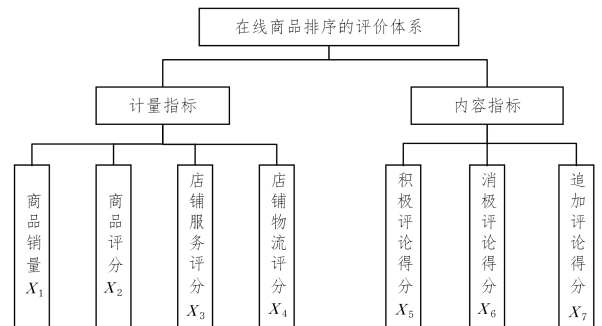


图 1 TS-AC-EWM 在线商品排序的评价体系

Fig. 1 Evaluation system of TS-AC-EWM online commodity ranking

### 2.1 TS-AC-EWM 在线商品排序的评价指标

TS-AC-EWM 的评价体系中各指标的说明如下。

(1) 商品销量  $X_1$ : 电商平台上所展示的商品总销售量。

(2)商品评分  $X_2$ :基于以往所有购买者对商品的平均评价得分,与用户对商品满意度成正相关。

(3)店铺服务评分  $X_3$ :基于以往所有购买者对店铺服务的平均评价得分,与用户对店铺服务满意度成正相关。

(4)店铺物流评分  $X_4$ :基于以往所有购买者对店铺物流的平均评价得分,与用户对店铺物流满意度成正相关。

(5)积极评论得分  $X_5$ :该指标主要考虑评论的主题与情感两个方面,得到全部评论集的主题及主题强度后,计算积极评论数据集各评论主题强度及情感值,综合得到积极评论得分  $X_5$  指标。

(6)消极评论得分  $X_6$ :处理流程同上,计算消极评论数据集各评论主题强度及情感值,综合得到消极评论得分  $X_6$  指标。

(7)追加评论得分  $X_7$ :在使用商品一段时间后,部分用户会给出追加评论,一般追评天数越长,追加评论的参考价值也越高<sup>[32]</sup>。根据追评天数动态设置追评权重,将追加评价与初始评价的情感值加权求和得到追加评论得分,得分越高代表用户满意度越高。

其中,商品销量  $X_1$ 、商品评分  $X_2$ 、店铺服务评分  $X_3$ 、店铺物流评分  $X_4$  这 4 个指标的具体数值可以在电商平台直接获得,而积极评论得分  $X_5$ 、消极评论得分  $X_6$  和追加评论得分  $X_7$  则需对用户在线评论信息进行分析获得。

## 2.2 TS-AC-EWM 在线商品排序的处理流程

TS-AC-EWM 在线商品排序方法的处理流程如图 2 所示。在明确候选商品后,从电商网站爬取各个商品的商品销量  $X_1$ 、商品评分  $X_2$ 、店铺服务评分  $X_3$ 、店铺物流评分  $X_4$  这 4 个计量指标的数据;然后爬取电商网站上的商品初始评论及追加评论文本,对于全部初始评论,利用 TS 方法计算每个商品的积极评论得分  $X_5$  与消极评论得分  $X_6$ ,其中包括用 T 方法(Theme)计算各个评论主题强度 CTW 以衡量评论主题信息价值,并利用 S 方法(Sentiment)获取评论情感值  $M$ 。将初始评论集划分为积极与消极情感数据集,综合评论主题强度与情感值得到商品的积极评论得分  $X_5$  与消极评论得分  $X_6$ ;利用 AC 方法得到追加评论得分  $X_7$ 。最后,对 7 个指标利用熵权法计算指标权重,进而得到各个商品的综合评价值,依据综合评价值进行商品排序。

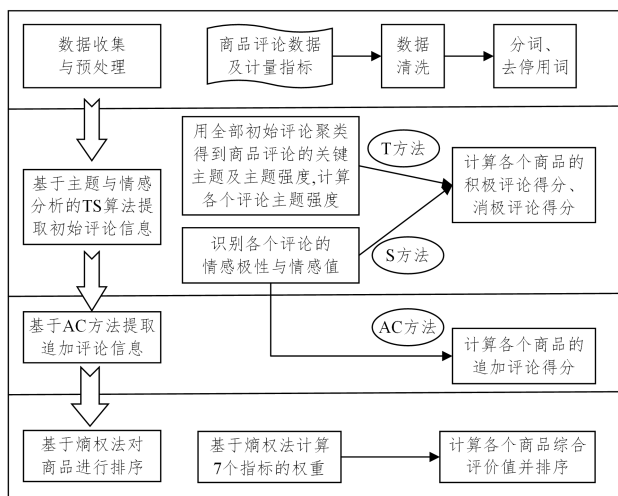


图 2 TS-AC-EWM 在线商品排序方法流程图

Fig. 2 Flow chart of TS-AC-EWM online product ranking method

## 2.3 基于 TS 方法计算 $X_5, X_6$ 指标

为了充分利用评论的主题信息与情感信息,我们构建了融合主题与情感信息的 TS 方法,主要分为获取评论主题强度 CTW 的 T 方法、获取评论情感值  $M$  的 S 方法两个方面。通过综合评论主题强度 CTW 和评论情感值  $M$  得到各个候选商品的积极评论得分  $X_5$ 、消极评论得分  $X_6$ 。TS 方法的主要流程如图 3 所示。

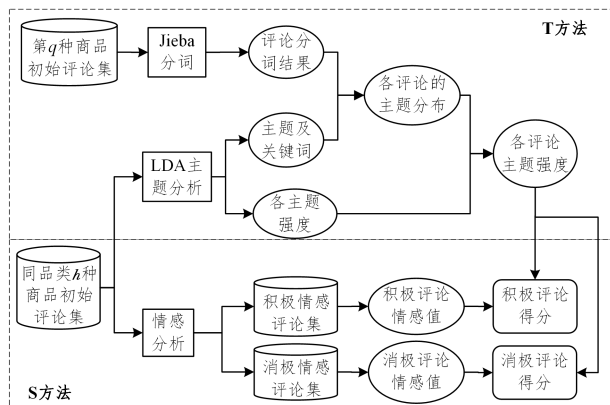


图 3 TS 方法流程图

Fig. 3 Flow chart of TS method

### 2.3.1 基于 T 方法获取评论主题强度

商品评论往往可以聚类为不同主题,依据出现频率高低可以判定主题强度大小。LDA 是一种无监督的主题建模技术,用于从大量文本中识别和提取主题<sup>[29]</sup>。将大量文本缩减为具有重要关键字的少量主题,有助于突出数据中讨论的重要问题,对深入了解客户的在线评论极其有用。LDA 模型示意图如图 4 所示,包含词、主题和文档三层结构。

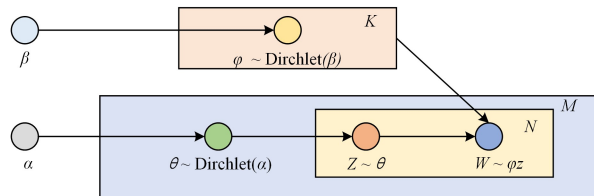


图 4 LDA 模型结构图

Fig. 4 Structure diagram of LDA model

主题强度大,说明评论者较为关注此方面,重要度较高;另一方面,某一条评论可能同时属于几个主题,获取各条评论对各个主题的隶属度,并将隶属度与对应主题强度加权求和,获得各个评论主题强度 CTW,也即获得了各评论在主题层面的“重要度”。例如,表达具体信息量较少的“很好”“还没有使用”等语句未涉及到重要主题,评论主题强度较低,表达具体信息的“外观设计很好看,很漂亮,质量很好,没有噪音”语句因涉及到重要主题而具有较高的评论主题强度。获取主题强度的 T 方法的主要步骤如下。

(1)获取每条评论隶属于各个主题的概率  $P_{ij}$

1)利用全部  $h$  种商品的评论数据集进行 LDA 主题提取,获得  $m$  个主题,各个主题下的关键词有  $n$  个,即可以得到  $m$  个长度为  $n$  的主题列表;

2)选定第  $q(q=1, \dots, h)$  种商品,  $D_q$  为第  $q$  种商品的评论数,对评论进行 jieba 分词,每个评论都可以得到一个分词列表,则共有  $D_q$  个分词列表;

3)将  $m$  个主题列表同  $D_q$  个分词列表逐一比较,得到  $m * D_q$  个各主题同各分词列表之间的共同词,如第  $j$  条评论与第  $i$  个主题的共同词数用  $C_{ij}$  表示 ( $i=1, 2, \dots, m; j=1, 2, \dots, D_q$ );

4)利用式(1)对第  $j$  条评论下的  $m$  个共同词进行累加得共同词总和  $C_j$ ,利用式(2)计算单个共同词在共同词总和的占比,以表示第  $j$  条评论的主题分布概率,如  $P_{ij}$  代表第  $j$  条评论属于第  $i$  个主题的概率。

$$C_j = \sum_{i=1}^m C_{ij} \quad (1)$$

$$P_{ij} = C_{ij} / C_j \quad (2)$$

(2)计算各个主题的主题强度

主题强度是对主题热度的量化表示,主题强度越高,表明该主题受到的关注程度越高。本文借鉴以往学者对主题强度的研究<sup>[30-31]</sup>,定义主题强度的计算公式如下:

$$TW_k = \alpha \frac{\sum_{d=1}^M P_d^k}{NUM} + \beta * V_k \quad (3)$$

其中,  $TW_k$  为主题  $k$  的主题强度,  $P_d^k$  为在  $d$  篇文档中第  $k$  个主题的概率,  $NUM$  为文档数量,  $V_k$  为利用 pyLDAvis 获得的主题  $k$  的权重,其中  $\alpha + \beta = 1$ ,本文中令  $\alpha = 0.8, \beta = 0.2$ 。根据步骤(1)中所获取的各评论所属各主题的分布概率  $P_{ij}$ ,以及 pyLDAvis 得到的各主题权重  $V_i$ ,利用式(3),得到各主题强度  $TW_i$ 。

(3)计算各评论的主题强度

将步骤(1)得到的每条评论下的主题分布概率  $P_{ij}$  与各主题强度  $TW_i$  乘积后相加,得到每条评论的主题强度  $CTW_j$ 。

$$CTW_j = \sum_{i=1}^m P_{ij} * TW_i \quad (4)$$

### 2.3.2 基于 S 方法获取评论情感值

利用情感分类模型可以判断评论的情感倾向,且可以得到各评论属于正向情感的概率值  $POS$ ,该值介于 0 到 1 之间,其越接近 1 则情感越接近于正向,说明用户对商品越满意,  $POS$  越接近于 0 则情感越趋于负向。文章利用 ALBERT-TextCNN 多层次情感分类模型计算评论的情感值  $M$ ,快速获取用户对商品的意见。

相关研究表明,BERT 语言模型和卷积神经网络的结合可以获得较好的情感分析效果<sup>[23]</sup>。ALBERT 模型是一种轻量化的预训练语言模型,相较于 BERT 大大减少了参数数量,显著提升了训练速度,效果比肩 BERT。TextCNN 是适用于文本分类的一种卷积神经网络技术,通过不同大小的卷积核提取句子中的关键信息,从而能更好地捕捉局部特征。ALBERT 采用了双向 Transformer 模型,可以利用整个上下文信息进行特征提取,而 TextCNN 在提取局部特征上表现良好,将 ALBERT 的输出作为 TextCNN 的输入,可以综合全局与局部两方面的特征,获取更好的多层次情感分析效果。因此,本文采用 ALBERT-TextCNN 多层次情感分类模型进行情感分析,模型结构如图 5 所示,主要有输入层、ALBERT 层、TextCNN 层、全连接层、Softmax 层以及输出层。

获取评论情感值  $M$  的 S 方法步骤如下。

(1)将输入文本表示为  $X = (X_1, X_2, \dots, X_{N-1}, X_N)$ ,其中  $X_i$  为文本中的第  $i$  个词,通过输入层将  $X$  输入至 ALBERT 层中。

(2)输入文本  $X$  经过 ALBERT 转化为其在字典中所对应的编号  $E$ ,经过多层 Transformer 编码器的训练,最终得到文本的向量表示  $T = (T_1, T_2, \dots, T_{N-1}, T_N)$ 。

(3)文本的向量表示  $T$  输入到 TextCNN 层,经过卷积、池化、连接操作得到特征向量。

(4)特征向量经过全连接层,变成一个二维向量。

(5)上一步得到的二维向量经 Softmax 变换后得到新的二维向量,其值分别代表属于两类标签的概率值,将属于积极情感标签的概率记为  $POS$ ,其值介于 0 至 1 之间,值越大则文本越接近积极情感。

(6)定义第  $j$  条评论的情感值  $M_j$  为:

$$M_j = 2 POS_j - 1 \quad (5)$$

情感值  $M$  介于 -1 至 1 之间,值越接近于 -1 则情感越倾向于消极情感,值越接近于 1 则情感越倾向于积极情感。分别将每种商品的评论输入到 ALBERT-TextCNN 模型,得到各商品所有评论的情感值  $M$ ,将情感值小于 0 的评论记为消极情感评论并划入消极情感评论集,反之,其他评论划入积极情感评论集,据此将各商品评论集划分为积极情感评论集与消极情感评论集。

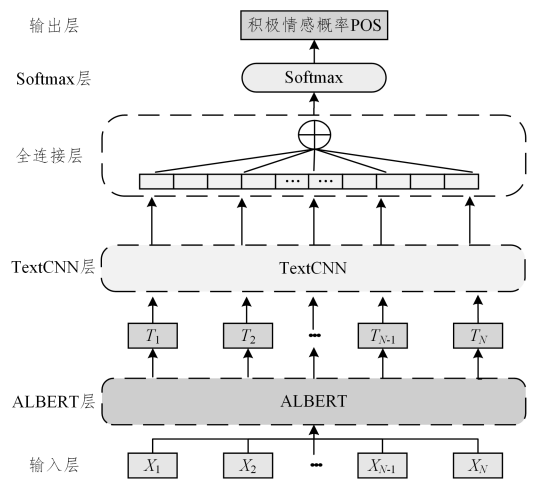


图 5 ALBERT-TextCNN 模型结构图

Fig. 5 Structure diagram of ALBERT-TextCNN model

### 2.3.3 $X_5, X_6$ 指标计算

$A_q$  为第  $q$  种商品的积极评论条数,  $D_q$  为第  $q$  种商品的总评论条数,将第  $q$  种商品的积极情感评论集中每条评论的主题强度与情感值加权相加,利用式(6)得到第  $q$  种商品积极评论得分  $PScore_q$ ,即第  $q$  种商品的  $X_5$  指标数值。

$$PScore_q = \frac{A_q}{D_q} * \sum_{j=1}^{A_q} CTW_j * M_j \quad (6)$$

同理,记  $B_q$  为第  $q$  种商品的消极评论条数,对消极情感评论集,利用式(7)得到积极评论得分  $NScore_q$ ,即第  $q$  种商品的  $X_6$  指标数值。

$$NScore_q = \frac{B_q}{D_q} * \sum_{j=1}^{B_q} CTW_j * M_j \quad (7)$$

## 2.4 基于 AC 方法计算 $X_7$ 指标

追加评论相较初始评论具有更高的感知有用性,且时间间隔能够显著影响追加评论的有用性<sup>[32]</sup>,追评时间越久,则参考价值越大。本文参考文献<sup>[13]</sup>,根据时间对评论进行动态赋权,  $Date_j$  为第  $j$  条追评所对应的追评天数,  $C_q$  为第  $q$  种

商品的总追评条数,定义第  $j$  条追加评论的权重为:

$$W_j = \text{Date}_j / \max_{1 \leq j \leq C_q} \text{Date}_j \quad (8)$$

鉴于追加评论与初始评论来自同一用户,文章利用式(9)综合考虑同一用户追加评论的情感值  $AM$  与对应初始评论的情感值  $M$ ,以此代表追加评论消费者的整体态度。第  $q$  个商品的追加评论得分  $ACScore_q$  为:

$$ACScore_q = \sum_j [W_j * AM_j + (1 - W_j) * M_j] \quad (9)$$

## 2.5 基于熵权法计算商品综合评价值

在得到以上 7 个指标之后,利用熵权法计算各指标权重及各个候选商品综合评价值。7 项指标都属于收益型指标,因此指标值越大则此方面表现越好。假设有  $h$  个候选商品,熵权法的具体计算步骤如下。

(1)将各个指标进行 0-1 标准化处理, $x_{ij}$  为标准化后的各项数值,计算第  $j$  项指标下第  $i$  种商品的指标值比重  $g_{ij}$  为:

$$g_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sum_{i=1}^h x_{ij}}, i=1,2,\dots,h; j=1,2,\dots,7 \quad (10)$$

(2)计算第  $j$  项指标的熵值  $e_j$  为:

$$e_j = -k \sum_{i=1}^h g_{ij} \ln g_{ij}, k = \frac{1}{\ln h} \quad (11)$$

(3)第  $j$  项指标的权重:

$$a_j = \frac{1 - e_j}{\sum_{j=1}^7 (1 - e_j)} = \frac{1 - e_j}{7 - \sum_{j=1}^7 e_j} \quad (12)$$

(4)商品综合评价值:

$$V_i = \sum_{j=1}^7 a_j p_{ij} \quad (13)$$

根据商品综合评价值的大小,可对候选商品进行排序。

## 3 实验及分析

### 3.1 研究对象及计量指标获取

假设消费者想要购买一款价格在 300 元左右的机械式微波炉,以京东平台为例,我们选取了占有市场份额较大的 6 家旗舰店,分别为美的集团官方旗舰店、格兰仕官方旗舰店、海尔西式厨房旗舰店、威力微波炉官方旗舰店、帝而官方旗舰店。6 家店铺均有机械式微波炉在售且价格在 300 元左右,符合消费者购买预期,因此我们最终选取这 6 款机械式微波炉作为候选商品进行比较分析。商品信息及对应计量指标如表 1 所列。

表 1 6 款微波炉信息及计量指标

Table 1 Information and measurement indexes of six microwave

ovens					
店铺名称	商品型号	商品销量 $X_1$	商品评分 $X_2$	店铺服务 评分 $X_3$	店铺物流 评分 $X_4$
美的集团 官方旗舰店	M1-L213B	15 000	9.17	8.8	9.99
格兰仕官方 旗舰店	P70D20P-N9 (W0)	11 000	9.12	8.8	9.78
海尔西式 厨房旗舰店	MZC-2070M1	14 000	8.81	8.55	9.2
威力微波炉 官方旗舰店	20MX81-L	17 000	8.75	8.59	9.72
圈厨厨房 旗舰店	WB01B	2 300	9.13	8.59	9.2
帝而官方 旗舰店	DIK37	16 000	9.32	9.52	9.66

### 3.2 内容指标获取

本研究使用爬虫爬取了京东平台这 6 种商品的评论信息,最终采集到的 6 种商品初始评论数分别为 918,1 020,1 000,1 030,230,1 000 条,总初始评论数据量为 5 198 条,追加评论量为 91 条。

(1)对全部初始评论数据进行 LDA 主题分析,得到 20 个主题及对应关键词,如表 2 所列。

表 2 LDA 主题分析结果

Table 2 LDA topic analysis results

Topic	Keywords
1	价格 老人 实惠 方便 便宜 使用方便 很漂亮 家里 简单 操作 质量 微波炉 好看 使用 外观 妈妈 机械 高大 超级 喜欢
2	一样 老人家 可爱 实物 方便使用 美的 外表 信得过 只能 方便 品牌 光滑 风格 产品 容易 家里 家电 小巧 开心 威力
...	...
19	非常快 满意 物流 收到 漂亮 不错 微波炉 速度 喜欢 宝贝 加热 质量 外观 颜色 购物 发货 办公室 好看 声音
20	购买 值得 推荐 东西 质量 下次 价格便宜 不错 需要 复古 风 好吃 还要 精细 方便 好看 满意 建议 这家 可靠 做工

(2)选取第  $q$  ( $q=1,2,\dots,6$ ) 种商品,例如帝而官方旗舰店的 DIK37 机械式微波炉,将其 1 000 条初始评论进行 jieba 分词,将各评论分词列表与 20 个主题关键词列表逐一比较,利用式(1)、式(2)得到第  $j$  条评论属于这 20 个主题的总共同词数  $C_j$  及第  $j$  条评论属于第  $i$  个主题的概率  $P_{ij}$  ( $i=1,2,\dots,20; j=1,2,\dots,1 000$ )。

(3)用 pyLDAvis 得到  $V_i$ ,结合  $P_{ij}$ ,利用式(3)分别计算 20 个主题的主题强度  $TW_i$ 。

(4)利用式(4)得到每条评论的主题强度  $CTW_j$ 。

(5)用 S 方法计算每条评论的情感值  $M_j$ 。

(6)利用式(6)、式(7)计算商品的积极评论得分  $PScore_q$ 、消极评论得分  $NScore_q$ ,以相同流程分别计算得到其他 5 个候选商品的积极与消极评论得分。

(7)筛选出第  $q$  种商品的追加评论、对应初始评论及追评天数,利用式(8)根据追评时间  $Date_j$  动态设置追评权重  $W_j$ ,利用式(9)计算追加评论得分  $ACScore_q$ ,及其他 5 个候选商品的追加评论得分,最终结果如表 3 所列。

表 3 内容指标计算结果

Table 3 Calculation results of content indicators

品牌	积极评论得分 $X_5$	消极评论得分 $X_6$	追加评论得分 $X_7$
美的	540.6558529	-40.92662617	10.48097257
格兰仕	706.0604542	-21.49702273	14.51939216
海尔	913.9690538	-0.978358052	27.71136042
威力	930.6345149	-0.945372497	12.97740157
圈厨	189.4677571	-1.254649015	0.998981488
帝而	921.0203822	-0.395538487	15.70240248

### 3.3 在线商品排序结果及分析

将以上获取到的 7 个指标进行标准 0-1 变化,变换后的数据如表 4 所列;利用熵权法得到各指标及其权重,如表 5 所列;最后利用式(13)计算各个候选商品的综合评价值并进行排序,最终排序结果如表 6 所列。

表4 标准变化后的指标数据

Table 4 Indicator data after standard changes

品牌	商品销量 $X_1$	商品评分 $X_2$	店铺服务 评分 $X_3$	店铺物流 评分 $X_4$	积极评论 得分 $X_5$	消极评论 得分 $X_6$	追加评论 得分 $X_7$
美的	0.863946	0.736842	0.257732	1.000000	0.473831	0.000000	0.354966
格兰仕	0.591837	0.649123	0.357732	0.734177	0.696999	0.479375	0.506148
海尔	0.795918	0.105263	0.000000	0.000000	0.977515	0.985620	1.000000
威力	1.000000	0.000000	0.041237	0.658228	1.000000	0.986434	0.448422
圈厨	0.000000	0.666667	0.041237	0.000000	0.000000	0.978804	0.000000
帝而	0.931973	1.000000	1.000000	0.582278	0.987028	1.000000	0.550435

表5 各指标及其权重

Table 5 Indicators and their weights

商品销量 $X_1$	商品评分 $X_2$	店铺服务 评分 $X_3$	店铺物流 评分 $X_4$	积极评论 得分 $X_5$	消极评论 得分 $X_6$	追加评论 得分 $X_7$
0.083940	0.136796	0.307184	0.181878	0.092553	0.090628	0.107020

表6 在线商品排序结果

Table 6 Online commodity ranking results

品牌	美的	格兰仕	海尔	威力	圈厨	帝而
综合评价值	0.51620897	0.51330060	0.36802660	0.44626676	0.19257207	0.86900246
商品排序	2	3	5	4	6	1

通过观察基于京东6家机械微波炉数据的排序结果,可以发现选取的6款机械微波炉中,第1名是德国品牌帝而微波炉,其在用户商品评分、店铺服务、用户评论内容方面表现得都很优秀,未来的上升空间及竞争优势极大。而占有市场份额较大比例的美的与格兰仕微波炉分列第2,3名,其在用户评论内容方面表现稍不理想,未来还需提升用户使用体验,提高口碑。威力微波炉处于第4名,其销量第一,但店铺服务、商品用户体验感还需提升。海尔微波炉位于第5名,店铺服务与物流表现不理想。圈厨微波炉处于最后一名,与其他商品差距较为明显。

对比实验结果和Chnbrand机构发布的2020年微波炉行业中国顾客满意度指数(C-CSI)及中国顾客推荐度指数(C-NPS)排名,发现实验结果存在微小偏差,除了帝而品牌超越格兰仕、美的成为第一,其他排序基本一致。出现偏差的原因主要是由于Chnbrand机构排序是基于线上线下、品牌影响力及市场环境等众多数据所给出的,而本文主要针对的是6款机械式微波炉,选取的实验数据来源于京东一家数据,没有其他平台及线下门店的数据,且京东数据中部分品牌总评论数相对较少但好评偏多,大品牌评论较多但不乏许多差评。整体实验结果与指数排行基本一致,说明本文提出的融合多层次情感和主题信息的TS-AC-EWM在线商品排序方法具有一定的现实意义。

**结束语** 本文提出了一种融合多层次情感和主题信息的TS-AC-EWM在线商品排序方法,综合利用评分信息与评论内容信息,构建了基于计量、内容两个方面的商品排序评价体系。在电商平台爬取了在线评论文本及4个计量指标,并对在线商品初始评论用基于主题分析与情感分析的TS方法得到积极评论得分 $X_5$ 与消极评论得分 $X_6$ 指标,利用AC方法得到追加评论得分 $X_7$ 指标,最后对7个指标利用熵权法得到商品综合评价值。

在京东微波炉评论集上的实验表明,利用此方法可以充分融合评论的主题信息与情感信息,且能综合评分信息与评论内容信息,计算商品得分并排序,方法具有现实意义。根据排序结果不仅仅可以给予用户购买决策的建议,同时也可以

发现商家不足之处并给予改进意见。

本研究提出的方法充分考虑了用户购买决策时可能涉及的计量与内容指标,融合了评分信息、评论的主题信息与情感信息来辅助用户决策,弥补了相关研究中单一使用评论对商品排序且仅考虑评论情感信息的不足。但本研究也存在一定的局限性,即实验排序结果来源于京东一家平台且数据集较小,缺少其他平台及线下门店的数据,未来将会对这些内容进行进一步探索。

## 参考文献

- [1] E-COMMERCE IN CHINA 2019 [R]. Beijing: Department of Electronic Commerce and Information, 2020.
- [2] CHEN H, CHIANG R H L, STOREY V C. Business intelligence and analytics: From big data to big impact[J]. MIS Quarterly, 2012, 36(4): 1165-1188.
- [3] FAN Z P, LI G M, LIU Y. Processes and methods of information fusion for ranking products based on online reviews: An overview[J]. Information Fusion, 2020, 60: 87-97.
- [4] FU X, OUYANG T, YANG Z, et al. A product ranking method combining the features-opinion pairs mining and interval-valued Pythagorean fuzzy sets [J]. Applied Soft Computing, 2020, 97(3): 106803.
- [5] CHEN M M, WANG L, WANG F D. An Empirical Study on the Critical Determinants of Online Consumer Decision Making[J]. Journal of Modern Information, 2014, 34(2): 37-42.
- [6] ZHOU M, CHEN A, KOU Z L. How do user reviews affect online marketplace purchases? [J]. Consumer Economics, 2018, 34(3): 72-79.
- [7] LI Z W, ZHANG Y H, LUAN D Q. What Factors Influence Consumers' Online Purchasing Decisions? —— Customer Perceived Value Drivers [J]. Management Review, 2017, 29(8): 136-146.
- [8] ZHANG D P, CHEN C F, ZHANG F L. The Impact of Online Evaluation on Consumer Behavior: A Case Study of Off-sale O2O Platform [J]. Enterprise Economics, 2017, 36(3): 144-149.
- [9] CHAU P Y K, HU P J H, LEE B L P, et al. Examining custom-

- ers' trust in online vendors and their dropout decisions: An empirical study[J]. *Electronic Commerce Research and Applications*, 2007, 6(2): 171-182.
- [10] SALEHAN M, KIM D J. Predicting the Performance of Online Consumer Reviews: A Sentiment Mining Approach to Big Data Analytics[J]. *Decision Support Systems*, 2016, 81: 30-40.
- [11] HUANG A H, CHEN K, YEN D C, et al. A study of factors that contribute to online review helpfulness[J]. *Computers in Human Behavior*, 2015, 48: 17-27.
- [12] LIU Z, PARK S. What makes a useful online review? Implication for travel product websites [J]. *Tourism Management*, 2015, 47: 140-151.
- [13] LIU Y, BI J W, FAN Z P. Ranking products through online reviews: A method based on sentiment analysis technique and intuitionistic fuzzy set theory[J]. *Information Fusion*, 2017, 36: 149-161.
- [14] XU Y, ZHANG H, CHEN L. A Fuzzy Comprehensive Evaluation Method for User Generated Content Based on Sentimental Analysis[J]. *Information Studies: Theory & Application*, 2016, 39(6): 64-69.
- [15] CHEN K, KOU G, SHANG J, et al. Visualizing market structure through online product reviews: integrate topic modeling, TOPSIS, and multi-dimensional scaling approaches [J]. *Electronic Commerce Research and Applications*, 2015, 14(1): 58-74.
- [16] YU B, ZHANG P, XU Q. Selecting Products Based on F-BiGRU Sentiment Analysis[J]. *Data Analysis and Knowledge Discovery*, 2018, 2(9): 22-30.
- [17] ZHANG J, YOU T. Method for Selecting Desirable Product(s) Through Multiple Attribute Online Reviews Considering Customer's Aspirations[J]. *Journal of Industrial Engineering and Engineering Management*, 2020, 34(5): 24-31.
- [18] LIU Y, JIAN L. Data Mining of E-commerce Online Reviews Based on Sentiment Analysis[J]. *Journal of Statistics and Information Forum*, 2018, 33(12): 119-124.
- [19] ZHENG K, ZHANG Z, SONG B. E-commerce logistics distribution mode in big-data context: A case analysis of JD.COM[J]. *Industrial Marketing Management*, 2020, 86: 154-162.
- [20] HONG W, LI M. A review: Text sentiment analysis methods [J]. *Computer Engineering & Science*, 2019, 41(4): 750-757.
- [21] GAO H, NA R S, YANG F. Sentiment Analysis of Online Reviews Based on Ensemble Learning[J]. *Information Science*, 2019, 37(11): 48-52, 111.
- [22] GUAN P F, LI B A, LV X Q, et al. Attention Enhanced Bi-directional LSTM for Sentiment Analysis[J]. *Journal of Chinese Information Processing*, 2019, 33(2): 105-111.
- [23] DONG J, HE F, GUO Y, et al. A Commodity Review Sentiment Analysis Based on BERT-CNN Model[C]// 2020 5th International Conference on Computer and Communication Systems (ICCCS). Shanghai: IEEE Press, 2020: 143-147.
- [24] DEVLIN J, CHANG M W, LEE K, et al. BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding [J]. arXiv: 1810. 04805, 2018.
- [25] MIKOLOV T, SUTSKEVER I, CHEN K, et al. Distributed representations of words and phrases and their compositionality [C]// Proc. of NIPS. Cambridge: MIT Press, 2013: 3111-3119.
- [26] MIKOLOV T, CHEN K, CORRADO G, et al. Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space[J]. arXiv: 1301. 3781, 2013.
- [27] LAN Z, CHEN M, GOODMAN S, et al. ALBERT: A Lite BERT for Self-supervised Learning of Language Representations[J]. arXiv: 1909. 11942, 2019.
- [28] ZHU X, SONG J, ZHANG X, et al. Review of Text Emotion Analysis Based on Topic Mining Technology [J]. *Information Studies: Theory & Application*, 2019, 42(11): 156-163.
- [29] BLEI D M, NG A Y, JORDAN M I. Latent Dirichlet Allocation [J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2003, 3: 993-1022.
- [30] LI C, YI H, WU H, et al. On Patent Technology Thematic Analysis of Driverless Cars: WI-LDA as Thematic Model[J]. *Journal of Intelligence*, 2018, 37(12): 50-55, 42.
- [31] LI C, WU H, YI H, et al. Research on Technology Layout of China-Japan-US Hydrogen Energy Industry Chain Based on Improved LDA Theme Model[J]. *Journal of Intelligence*, 2019, 38(7): 78-84, 110.
- [32] SHI W, GONG X, ZHANG Q, et al. A Comparative Study on the First-time Online Reviews and Appended Online Reviews [J]. *Journal of Management Science*, 2016, 29(4): 45-58.



**YU Ben-gong**, born in 1971, Ph.D, professor. His main research interests include information systems and machine learning.