

文章编号:1005-9679(2019)01-0026-05

# 基于在线评论的直觉模糊 TOPSIS 商品购买决策方法

林 杰 王梦娇 张振宇

(同济大学 经济与管理学院,上海 200092)

**摘要:** 在线评论是消费者做出购买决策的重要信息来源,对消费者的决策行为产生显著影响。依据情感分析和直觉模糊相关理论,提出了一种商品排序方法,为消费者购买决策提供参考。首先运用 Apriori 算法对商品特征进行提取,建立商品各特征的情感词典、计算评论情感倾向,再根据情感倾向建立决策矩阵,运用直觉模糊 TOPSIS 方法对备选商品进行排序。对京东商城中真实评论数据进行实验,说明了本方法的可行性和有效性。

**关键词:** 在线评论;直觉模糊;情感分析;TOPSIS;商品排序

**中图分类号:** F 76 **文献标志码:** A

## A Decision-making Method of Product Purchase Based on Online Reviews Using Intuitionistic Fuzzy TOPSIS Method

LIN Jie WANG Mengjiao ZHANG Zhenyu

(School of Economics and Management, Tongji University, Shanghai 200092, China)

**Abstract:** Online commentary is an important source of information for consumers to make purchasing decisions. Based on sentiment analysis and intuitionistic fuzzy theories, this paper proposes a commodity ranking method to provide reference for consumers' purchasing decisions. Firstly, the Apriori algorithm is used to extract the features of the products, and the sentiment dictionary of each feature of the product is established, and the emotional tendency of the commentary is calculated. Then, according to the emotional tendency, the decision matrix is established, and the intuitionistic fuzzy TOPSIS method is used to sort the candidate products. Through the experiments on the real comment data in Jingdong Mall, the feasibility and effectiveness of the proposed method are illustrated.

**Key words:** online comment; intuition blur; sentiment analysis; TOPSIS; product ranking

## 0 引言

本文提出一种商品排序方法,首先运用 Apriori 算法对商品特征进行提取,并通过情感分析方法,建立商品各特征的情感词典并计算每条评论中商品各特征的情感倾向,再根据商品特征情感倾向建立直觉模糊决策矩阵,运用直觉模糊 TOPSIS 方法对备

选商品进行排序。

## 1 基于情感分析和直觉模糊 TOPSIS 的购买倾向算法

### 1.1 问题描述及解决框架

假设消费者想要购买手机,并且通过初步调查,确定了几种可接受的商品,即备选商品。但是,由于

收稿日期:2018-12-04

基金项目:国家自然科学基金面上项目“社交媒体中用户创新价值度测量模型及互动创新管理方法研究”(71672128);同济大学校基本科研业务费专项资金项目“基于大数据的社交网络传播机理与模型研究”(1200219368)

作者简介:林杰(1967—),男,四川渠县人,教授,博士生导师,主要研究方向为决策支持系统、多智能体仿真、数据挖掘,E-mail:jielinf@163.com;王梦娇(1994—),女,江苏宿迁人,硕士研究生,主要研究方向为信息管理与信息系统、数据挖掘,E-mail:zowang08@foxmail.com;张振宇(1991—),男,江西南昌人,博士研究生,主要研究方向为信息系统与信息管,理,E-mail:zhangzhenyu7@foxmail.com。

时间和专业知识有限,消费者无法有效地得到需要的评论信息,于是在几种备选商品中摇摆不定,无法做出最终选择。本文从该问题出发,设计算法对备选商品进行排名,为消费者选择最满意的商品,其解决框架如图 1 所示。

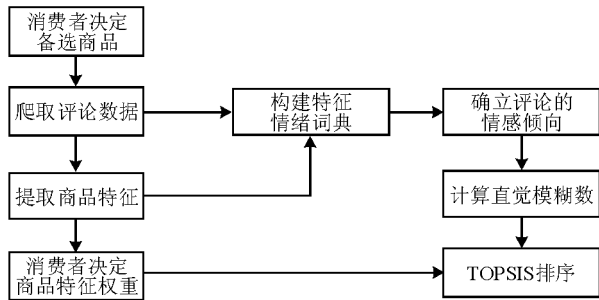


图 1 在线评论商品排序问题解决框架

以下符号用于表示问题中的集合和变量,将在本文中使用的。

$A = \{A_1, A_2, \dots, A_n\}$ :  $n$  个备选商品的集合,其中  $A_i$  表示第  $i$  个备选商品,  $i = 1, 2, \dots, n$ , 集合  $A$  可由消费者决定。

$F = \{f_1, f_2, \dots, f_m\}$ :  $m$  个特征的集合,从在线评论中挖掘的消费者所重点关注的商品特征,其中  $f_j$  表示第  $j$  个特征,  $j = 1, 2, \dots, m$ 。

$W = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_m\}$ :  $m$  特征的权重。其中,  $\omega_j$  表示特征  $f_j$  的权重,所以  $\omega_j > 0$ , 并且  $\sum_{j=1}^m \omega_j = 1$ ,  $W$  根据消费者的偏好而定。

$Q = \{q_1, q_2, \dots, q_n\}$ : 备选商品的在线评论数量,其中,  $q_i$  表示关于备选商品  $A_i$  的在线评论数量,  $i = 1, 2, \dots, n$ 。

$D_{ik} = \{d_{ik}^1, d_{ik}^2, \dots, d_{ik}^m\}$ : 备选商品  $A_i$  的第  $k$  次在线评论,其中  $D_{ik}^j$  表示关于句子特征  $f_j$  在第  $k$  个备选商品的在线评论,  $i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, m, k = 1, 2, \dots, q_i$ 。

本文设计的问题是如何根据在线评论  $D_{ik}$  和特征权重  $\omega_j$ , 对备选商品  $A_1, A_2, \dots, A_n$  进行排名,  $i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, m, k = 1, 2, \dots, q_i$ 。

### 1.2 基于在线评论信息挖掘的商品特征

为了从在线评论  $D_{ik}$  中提取出消费者所重点关注的关于备选商品的商品特征,这里根据文献,给出一种基于在线评论信息挖掘的商品特征确定方法,具体过程描述如下:

首先,对评论中涉及的在线评论信息进行分词,并对分词后的在线评论信息进行词性标注。为准确合理起见,这里运用中国科学院计算技术研究所开发的分析系统( ICTCLAS: Institute of Computing Technology, Chinese Lexical Analysis System) 进

行在线评论信息的分词处理,词性标注采用二级标注方法。

其次,利用词性标注后的评论来创建关联规则事务文件,并基于关联规则 Apriori 算法来查找频繁项集。这里参照同类研究文献,最小支持度取值为 1%, 不考虑 3 项以上的频繁项。

在此基础上,将找出的频繁项集按照文献定义的邻近规则和独立支持度分别进行剪枝和修正,形成备选商品特征集合  $F^{TF}$ 。

然后,基于  $F^{TF}$  分别构建包含常见中文频繁项名词却非商品特征的集合  $F^{FF}$  (如一些常见商品品牌、口语化名词及人称名称等)和包含单字名词的备选特征的集合  $F^{SF}$ , 并将  $F^{TF}$  过滤形成最终的商品特征集合  $F$ , 即  $F = F^{TF} - F^{FF} - F^{SF}$ 。

### 1.3 基于商品特征构建积极、消极情感词典

通常情况下,不同特征的正向或负向情感词典是不同的。一个词可以同时属于一个特征的正向情感词典和另一个特征的负向情感词典。例如,“高”属于特征“像素”的正向情感词典和特征“价格”的负向情感词典。因此,有必要分别为每个特征建立正向和负向情感词典。

首先,依据 1.2 中词性标注后的评论集,创建评论中针对特征  $f_j$  的关联规则事物文件,并基于关联规则 Apriori 算法来查找其中的频繁项集,形成特征  $f_j$  的情感标注集合。

令  $\bar{W}_i^j$  表示备选商品  $A_i$  的特征  $f_j$  的情感词,则  $\bar{W}^j$  表示特征  $f_j$  的所有情感词,其计算公式为

$$\bar{W}_i^j = \bar{W}_{i1}^j U \bar{W}_{i2}^j U K U \bar{W}_{i q_i}^j, i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, m \quad (1)$$

$$\bar{W}^j = \bar{W}_1^j U \bar{W}_2^j U K U \bar{W}_n^j, j = 1, 2, \dots, m \quad (2)$$

另外,令  $\bar{W}_{HowNet}^+ = \{\bar{W}_1^{HN+}, \bar{W}_2^{HN+}, \dots, \bar{W}_{4566}^{HN+}\}$ ,  $\bar{W}_{HowNet}^- = \{\bar{W}_1^{HN-}, \bar{W}_2^{HN-}, \dots, \bar{W}_{4370}^{HN-}\}$  分别表示 HowNet 情感词典中的正向和负向情感词集,其中  $\bar{W}_{HowNet}^+$  和  $\bar{W}_{HowNet}^-$  分别包括 4566 个积极情感词和 4370 个负向情感词。令  $\bar{W}_j^+$  和  $\bar{W}_j^-$  分别表示特征  $f_j$  的正向情感词典和负向情感词典,  $\bar{W}_j^+$  的计算公式如下,同理可计算  $\bar{W}_j^-$ :

$$\bar{W}_j^+ = \bar{W}_{HowNet}^+ I \bar{W}^j, j = 1, 2, \dots, m \quad (3)$$

对于生成的  $\bar{W}_{HowNet}^+$  和  $\bar{W}_{HowNet}^-$ , 要手动确定其准确性并进行调整。

### 1.4 确定特征的情感倾向

本节采用一种算法计算每个评论的每个特征的正向、中性或负向情感倾向。该算法的主要思想如下:句子的情感倾向取决于句子中的情感词,如果句子中正向情感词的数量大于负向情感词,则句子的

情感倾向被认为是正向的;如果句子中负向情感词的数量大于正向情感词,则句子的情感倾向被认为是负向的;如果句子中没有情感词或者正向和负向的情感词数量相同,那么句子的情感倾向被认为是中性的;如果句子中有否定词,则句子的情感倾向将被颠倒,具体操作如下。

对于每个评论得到的情感词集  $\bar{W}_{ik}^i$ , 分别取其与  $\bar{W}_j^+$  和  $\bar{W}_j^-$  的交集, 得到  $\bar{W}_{ik}^{j+}$  和  $\bar{W}_{ik}^{j-}$ , 分别表示评论  $\bar{W}_{ik}^i$  中的正向情感词集合和负向情感词集合。令  $S_{ik}^j = (\alpha_{ik}^j, \beta_{ik}^j, \gamma_{ik}^j)$  表示句子  $D_{ik}^i$  的情感倾向向量, 其中  $\alpha_{ik}^j, \beta_{ik}^j, \gamma_{ik}^j \in \{0, 1\}$ 。  $\alpha_{ik}^j + \beta_{ik}^j + \gamma_{ik}^j = 0$  或  $1$ 。当  $\bar{W}_{ik}^i$  为空集时,  $S_{ik}^j = (0, 0, 0)$ ; 当  $\bar{W}_{ik}^{j+}$  个数大于  $\bar{W}_{ik}^{j-}$  个数时,  $S_{ik}^j = (1, 0, 0)$ ; 当  $\bar{W}_{ik}^{j+}$  个数小于  $\bar{W}_{ik}^{j-}$  个数时,  $S_{ik}^j = (0, 0, 1)$ ; 当  $\bar{W}_{ik}^{j+}$  个数等于  $\bar{W}_{ik}^{j-}$  且  $\bar{W}_{ik}^i$  不为空集时,  $S_{ik}^j = (0, 1, 0)$ , 由此获得了备选商品商品特征的情感倾向集合。

### 1.5 基于直觉模糊数和 TOPSIS 对备选商品进行排序

#### 1.5.1 直觉模糊数的计算

直觉模糊集理论是处理模糊性和犹豫的有用工具, 直觉模糊数可以同时反映评论的支持、犹豫和反对程度。基于直觉模糊集理论, 备选商品在线评论的情感倾向可以通过直觉模糊数简单而完整地表示。

此外, 现在大多数网站评论都开通了点赞功能, 通过此功能, 可以简单、直接地了解每个评论的有用性。因此, 应将更重要的权重分配给点赞数较多, 即有用性更强的评论。令  $X_{ik}^j$  表示每条评论的重要程度, 它由点赞数决定, 由其计算公式为

$$X_{ik}^j = e^{\frac{N_{ik}^j - \min(N_j^i)}{(\max(N_j^i) - \min(N_j^i))}}, i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, m, k = 1, 2, \dots, q_i \quad (4)$$

其中,  $N_{ik}^j$  表示商品  $A_i$  第  $k$  条评论的点赞数,  $N_j^i$  表示商品  $A_i$  的点赞数集合。

令  $q_{ij}^{pos}, q_{ij}^{neu}, q_{ij}^{neg}$  表示备选商品  $A_i$  的特征  $f_j$  的正向、中性和负向情感倾向的评论频率, 其中  $q_{ij}^{pos}$  计算公式如下, 同理可计算  $q_{ij}^{neu}, q_{ij}^{neg}$  :

$$q_{ij}^{pos} = \sum_{k=1}^{q_i} x_{ik}^j \infty_{ik}^j, i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, m \quad (5)$$

令  $q_{ij}^{pos}, q_{ij}^{neu}, q_{ij}^{neg}$  表示备选商品  $A_i$  的特征  $f_j$  正向、中性和负向情感倾向评论的加权百分比,  $q_{ij}^{pos}$  计算公式如下, 同理可计算  $q_{ij}^{neu}, q_{ij}^{neg}$  :

$$q_{ij}^{pos} = \frac{q_{ij}^{pos}}{q_{ij}^{pos} + q_{ij}^{neu} + q_{ij}^{neg}}, i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, m \quad (6)$$

显然,  $p_{ij}^{pos} + p_{ij}^{neu} + p_{ij}^{neg} = 1, p_{ij}^{pos}, p_{ij}^{neu}, p_{ij}^{neg} \geq 0$ 。

因此, 根据直觉模糊数的解释, 一个直觉模糊数  $Y_{ij} = [\mu_{ij}, \nu_{ij}]$  可被构造用于表示备选商品  $A_i$  的特征  $f_j$  的性能, 其中  $\mu_{ij} = p_{ij}^{pos}, \nu_{ij} = p_{ij}^{neg}$ 。

#### 1.5.2 TOPSIS 方法

使用 TOPSIS 方法对备选商品进行排序, 其基本思想如下: 在确定各属性指标权重的基础上, 归一化原始数据矩阵, 分别计算备选商品与最优方案和最劣方案间的距离, 获得各备选商品与最优方案的相对接近程度, 作为评价优劣的依据。具体算法步骤如下:

① 根据备选商品的整体模糊数构造决策矩阵  $A = (a_{ij})_{n \times m}$ , 其中  $a_{ij} = Y_{ij}$ , 表示备选商品  $A_i$  的特征  $f_j$  的直觉模糊数,  $n$  为备选商品个数,  $m$  为商品特征数。

② 为了消除不同属性间的量纲效应, 使每个属性特征都具有同等的表现力, 首先对原始数据进行标准化处理。

$$b_{ij} = \frac{a_{ij} - \bar{a}_j}{S_j}, i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, m \quad (7)$$

其中,  $\bar{a}_j = \frac{1}{n} a_{ij}, S_j = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (a_{ij} - \bar{a}_j)^2}, j = 1, 2, \dots, m$ 。

③ 构成加权规范矩阵  $C_\omega = (c_{ij}^\omega)_{m \times n}$ 。由决策者给定各属性的权重为  $W = (\omega_1, \omega_2, K, \omega_m)^T$ , 则

$$c_{ij}^\omega = \omega_j \times b_{ij}, i = 1, 2, K, n, j = 1, 2, \dots, m \quad (8)$$

④ 确定正理想解  $C^+$  和负理想解  $C^-$ 。正理想点是每个属性值评价最好时的取值, 负理想点是每个属性值评价最差时的取值。设正理想解  $C^+$  的第  $j$  个属性值为  $c_j^+$ , 负理想解  $C^-$  第  $j$  个属性值为  $c_j^-$ ;

⑤ 计算各方案到正理想解和负理想解的距离。备选商品  $A_i$  到正理想解的距离  $S_i^+$  的计算公式见式(10), 同理可计算  $S_i^-$  :

$$S_i^+ = \sqrt{\sum_{j=1}^m (c_{ij} - c_j^+)^2}, i = 1, 2, \dots, n \quad (9)$$

⑥ 计算各方案的贴近度(综合评价指数), 并按照由大到小排列。

$$C_i = \frac{S_i^-}{S_i^+ + S_i^-}, i = 1, 2, \dots, n \quad (10)$$

## 2 数据实验

### 2.1 数据源说明

本文选取了京东商城五款手机的在线评论作为数据进行实验。这五款手机分别是 iPhone X、华为 P10、美图 T8、vivo X9、OPPO R11S。利用爬虫软件共爬取评论 5000 条(每款手机 1000 条), 对评论进行处理, 去除重复评论和垃圾评论, 再对网络评论数据集进行降噪处理: 将重复两次或者两次以上的

商品评论语句全部删除;剔除评论字数小于 5 个的商品评论;删除含有大量特殊字符、表情的商品评论数据。最终,从获得的数据集中选取 2000 条评论(每款手机各 400 条)。

### 2.2 实验算法设计

步骤① 运用 ICTCLA 工具对评论数据进行分词处理和词性标注;

步骤② 创建关联规则事务文件,基于关联规则 Apriori 算法找出频繁项集,并对其进行剪枝和修正,形成备选商品特征集合;

步骤③ 由消费者给出关于商品特征的权重矩阵  $W$ ;

步骤④ 基于关联规则 Apriori 算法确定每一个特征  $f_j$  的情感程度标度集合  $\bar{W}^j$ ,结合 HowNet 情感词典形成每个特征的正向、负向情感词典  $\bar{W}_j^+$ 、 $\bar{W}_j^-$ ;

步骤⑤ 手动检查词典的准确性,并对情感程度标度集合进行补充,将较为频繁的但不包含在 HowNet 情感词典中的情感词加入  $\bar{W}_j^+$ 、 $\bar{W}_j^-$ ;

步骤⑥ 构建每条评论、每个特征的情感倾向集合;

步骤⑦ 根据评论点赞数,计算每条评论的权重,确定每个备选手机的直觉模糊数;

步骤⑧ 构建直觉模糊决策矩阵,运用 TOPSIS 法对备选手机进行排序。

### 2.3 实验结果及说明

依据 2.2 节中设计的实验算法,确定关于备选手机的特征及其对应的情感词典,如表 1 所示。

再由消费者根据提取的特征和自己的喜好来确定商品特征权重。假设消费者针对六个特征(外观、屏幕、拍照、电池、价格和系统)的权重分别为  $W = (0.2, 0.1, 0.1, 0.1, 0.3, 0.2)^T$ 。

计算可得由备选手机的直觉模糊数组成的 TOPSIS 决策矩阵,如表 2 所示。

表 1 特征情感词典部分展示

特征	正向情感词	负向情感词
外观	漂亮、舒服、惊艳、精美、好看……	丑、重、厚、小……
屏幕	细腻、舒适、惊艳、喜欢、震撼……	小、别扭、不适应、不爽……
电池	满意、耐用,不错、给力……	耗电、不足、慢……
拍照	完美、优秀、细腻、清晰、漂亮……	脏、卡、没意思、丑……
价格	便宜、实惠、值、合理、划算……	贵、不好、高……
系统	流畅、爽、快、方便、强悍……	卡顿、慢、复杂、不稳定……

表 2 直觉模糊决策矩阵 A

特征	外观	屏幕	拍照	电池	价格	系统
iPhoneX	[0.757, 0.187]	[0.808, 0.175]	[0.802, 0.148]	[0.462, 0.492]	[0.226, 0.760]	[0.816, 0.165]
华为 P10	[0.964, 0.012]	[0.844, 0.126]	[0.917, 0.055]	[0.511, 0.440]	[0.597, 0.383]	[0.856, 0.079]
OPPO R11S	[0.989, 0.006]	[0.927, 0.055]	[0.904, 0.088]	[0.733, 0.240]	[0.436, 0.533]	[0.931, 0.063]
美图 T8	[0.950, 0.045]	[0.651, 0.286]	[0.949, 0.025]	[0.206, 0.764]	[0.705, 0.276]	[0.670, 0.279]
vivo X9	[0.951, 0.043]	[0.919, 0.060]	[0.947, 0.044]	[0.511, 0.403]	[0.966, 0.023]	[0.867, 0.101]

根据 TOPSIS 算法,将手机整体直接模糊数进行无量纲处理,结合特征权重,计算加权规范矩阵,

如表 3 所示。

所有备选手机特征的理想点如表 4 所示。

表 3 加权规范矩阵 C

特征	外观	屏幕	拍照	电池	价格	系统
iPhoneX	[-0.353, 0.347]	[-0.019, 0.037]	[-0.169, 0.157]	[-0.012, 0.013]	[-0.388, 0.397]	[-0.024, 0.063]
华为 P10	[0.090, -0.126]	[0.012, -0.015]	[0.021, -0.036]	[0.014, -0.015]	[0.012, -0.013]	[0.057, -0.131]
OPPO R11S	[0.142, -0.143]	[0.087, -0.090]	[0.000, 0.034]	[0.132, -0.119]	[-0.161, 0.149]	[0.210, -0.169]
美图 T8	[0.060, -0.037]	[-0.160, 0.153]	[0.075, -0.097]	[-0.148, 0.156]	[0.128, -0.129]	[-0.324, 0.321]
vivo X9	[0.061, -0.042]	[0.080, -0.084]	[0.072, -0.058]	[0.014, -0.034]	[0.409, -0.404]	[0.081, 0.084]

表 4 TOPSIS 算法的正、负理想点

特征	正理想点 $C^+$	负理想点 $C^-$
外观	[0.142, -0.143]	[-0.353, 0.347]
屏幕	[0.087, -0.090]	[-0.160, 0.153]
电池	[0.075, -0.097]	[-0.169, 0.157]
拍照	[0.132, -0.119]	[-0.148, 0.156]
价格	[0.409, -0.404]	[-0.388, 0.397]
系统	[0.211, -0.169]	[-0.324, 0.321]

再根据 TOPSIS 算法,求得每个手机的贴近度  $C_i$ ,如表 5 所示。

由表 5 可得,在消费者给定商品特征权重  $W = (0.2, 0.1, 0.1, 0.1, 0.3, 0.2)^T$  的情况下,备选手机排序为华为 P10 > IPHONEX > OPPO R11S > vivo X9 > 美图 T8, 即优先价格、系统性能和外观,最优的选择是华为 P10。本方法建议消费者购买华

为 P10。

表 5 商品贴近度

备选商品	与 $C^+$ 的距离	与 $C^-$ 的距离	贴近度 $C_i$
iPhone X	0.841	2.141	0.718
华为 P10	0.255	1.585	0.861
OPPO R11S	0.288	0.541	0.653
美图 T8	0.453	0.637	0.584
vivo X9	0.439	0.721	0.621

根据对华为 P10 的评论也可以看出,多数评论都注明该手机系统流畅、性价比高,符合实验结果。而对于 iPhone X 的评价大多比较苛刻,这可能是因为 iPhone X 的价格较高,用户对其要求更高,导致其排名靠后。

### 3 结束语

本文提出了一种关于商品排序的新的分析方法。该方法解决问题遵循的思路如下:针对某一类别商品,首先由消费者根据个人偏好给定备选商品集,通过爬虫技术得到备选商品的评论集合;再通过评论信息进行信息挖掘和情感分析,确定备选商品的重要特征集合,构建关于各商品特征的正负情感词典,计算评论的情感倾向,得到商品直觉模糊数;最后结合消费者给出的商品特征权重,使用 TOPSIS 法确定备选商品的排序,得到最佳选择,帮助消费者做出购买决策。

本文所提出的方法按照商品特征对在线评论进行提取,可以直观展示每个商品特征的得分即排序情况,直接、快速地满足了消费者的需求,并且在消费者给出商品特征权重的基础上,给出了商品整体的排序结果。该方法充分考虑了消费者的主观需求和消费者对于各商品特征的不同程度情感(正向、中性、负向),利用直觉模糊数全面反映了消费者的不同情感向量,比以往研究更细,弥补了仅考虑消费者极性情感的不足。除此之外,本文还考虑了消费者对于特征的偏好情况,更符合消费者的实际购买需求。

总的来说,本文结合直觉模糊理论中的隶属度、非隶属度和犹豫度,提供了一种解决商品排序问题的有效思路。本文提出的方法具有可操作性和实际应用价值,为解决当前大数据时代普遍存在的使用在线评论信息的商品购买决策问题提供了一种新的

决策技术或新途径。

### 参考文献:

- [1] NARAGUND G H, SANTHOSH K K L, MAJUMDAR J. Development of decision making and analysis on customer reviews using sentiment dictionary for human-robot interaction[J]. International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering, 2015, 4(8): 387-391.
- [2] ZHANG K, NARAYANAN R, CHOUDHARY A. Voice of the customers: Mining online customer reviews for product feature-based ranking[C]. Conference on Online Social Networks, 2010: 11-11.
- [3] ZHANG K, CHENG Y, LIAO W K, et al. Mining millions of reviews: A technique to rank products based on importance of reviews[C]. International Conference on Electronic Commerce, 2011: 1-8.
- [4] PENG Y, KOU G, LI J. A fuzzy PROMETHEE approach for mining customer reviews in Chinese[J]. Arabian Journal for Science & Engineering, 2014, 39(6): 5245-5252.
- [5] KANG D, PARK Y. Review-based measurement of customer satisfaction in mobile service: Sentiment analysis and VIKOR approach[M]. Oxford: Pergamon Press, 2014: 1041-1050.
- [6] 唐晓波, 王洪艳. 微博商品评论挖掘模型研究[J]. 情报杂志, 2013(2): 107-111.
- [7] NAJIMI E, HASHMI K, MALIK Z, et al. CAPRA: A comprehensive approach to product ranking using customer reviews[J]. Computing, 2015, 97(8): 843-867.
- [8] 刁扬, 樊治平. 使用在线评价信息的属性权重确定及方案排序方法[J]. 控制与决策, 2016, 31(11): 1998-2004.
- [9] 尤天慧, 张瑾, 樊治平. 基于在线评价信息和消费者期望的商品选择方法[J]. 中国管理科学, 2017(11): 94-102.
- [10] 李永海. 一种使用在线评论信息的商品购买决策分析方法[J]. 运筹与管理, 2018(2).
- [11] 李实, 叶强, 李一军, 等. 中文网络客户评论的商品特征挖掘方法研究[J]. 管理科学学报, 2009(2): 142-152.
- [12] 李实, 叶强, 李一军, 等. 挖掘中文网络客户评论的商品特征及情感倾向[J]. 计算机应用研究, 2010, 27(8): 3016-3019.