

基于模糊 TOPSIS 分析的在线评论有用性排序 过滤模型研究*

——以亚马逊手机评论为例

■ 张艳丰^{1,2} 李贺¹ 翟倩¹ 彭丽微^{1,2}

¹ 吉林大学管理学院 长春 130022 ² 长沙师范学院图书馆 长沙 410100

摘要: [目的/意义] 针对中文网络客户评论,提出一种在线评论有用性排序模型,辅助消费者做出购买决策。[方法/过程] 从在线评论的形式特征和内容特征两个方面,提取影响在线评论有用性的 7 个指标属性进行量化计算,采用模糊层次分析法进行指标赋权,结合并改进 TOPSIS 分析法进行在线评论有用性计算和排序,构建在线评论有用性指标体系和排序模型。[结果/结论] 通过比较分析,发现本文模型获得的评论有用性排序具有更好的信度与效度,为中文网络客户评论提供一种兼顾评论客观信息和语义特性的有用性排序方法。

关键词: 在线评论 文本挖掘 模糊 TOPSIS 分析法 排序

分类号: G253 G202

DOI: 10.13266/j.issn.0252-3116.2016.13.014

1 引言

网络时代的到来,使网上海量评论文本呈指数级态势增长。在线评论信息是消费者对所购产品或服务的真实使用评价,对众多潜在消费者具有巨大的参考价值。诸多消费者在做出网购决策前都会上网浏览、查询、对比其他网友对该产品的评论信息,并且认为用户的在线评论比专家评价更具有参考价值^[1]。然而大数据时代,纷繁冗杂的评论信息容易使消费者进行购买决策时发生有用性信息迷航,对在线评论进行有用性排序,将质量高、有用性强的评论文本经过有效过滤后呈献给消费者,既能为其他用户的购买决策提供有价值的参考,也能为电子商务经营者提供巨大的商业价值。因此,科学、有效地从海量在线评论中快速提取有利于消费者决策的有用性高的评论信息是本研究的实际意义所在。

当前主流的电子商务网站(淘宝、京东、亚马逊等)一般是将“有用性投票”和“评论时间”两个属性维度作为在线评论的排序指标,但仅仅以某一属性作为有用性排序指标来展现内容具有一定的片面性,对消

费者购买决策起较大作用的有用评论很难在第一时间展现给消费者,加之大量虚假信息和垃圾信息造成的干扰,使排序结果造成不同程度的失真,导致网站评论排序失去其原有价值。网站评论排序的有用性降低会减弱消费者对评论的依赖程度,使消费者失去重要的参考标准,降低在线评论的参考价值,误导性评论还会引发网购信誉危机,从而影响网购市场的健康发展。因此需要综合考虑消费者评论内容有用性指标属性,对在线评论信息进行综合有用性排序,辅助消费者做出有效的购买决策。

基于此,本文综合前人的研究成果,解析在线评论有用性的多重属性,挖掘评论文本信息并进行数据处理,对在线评论有用性指标进行属性量化,以模糊层次分析法确定属性权重,结合 TOPSIS (technique for order preference by similarity to ideal solution) 多指标综合评价方法,构建模糊 TOPSIS 评论有用性排序模型,筛选出有用性高的评论信息并对在线评论进行重新排序,有利于引导消费者做出理性购物选择,同时也为电子商务网站提供全面而有效的有用评论的甄别和排序方法。

* 本文系国家科技支撑计划子课题“专利信息为科研项目管理提供服务的模型方法”(项目编号:2013BAH21B05)研究成果之一。

作者简介:张艳丰(ORCID:0000-0001-9374-2449),博士研究生,E-mail:zyfzzia@163.com;李贺(ORCID:0000-0001-8847-3619),教授,博士生导师;翟倩(ORCID:0000-0003-2248-1485),硕士研究生;彭丽微(ORCID:0000-0003-3245-3904),博士研究生。

收稿日期:2016-05-03 修回日期:2016-06-24 本文起止页码:109-117,125 本文责任编辑:刘远颖

2 研究述评

在线评论有用性是指在线评论对网购消费者的购买决策是否有帮助的一种主观感知,能够在购买决策过程中为用户提供有效的商品认知,减少不确定性,为用户的购买决策提供帮助。目前对在线评论有用性方面的相关研究主要从以下3个方面展开:

2.1 在线评论有用性影响因素研究

国内外关于此方面的相关研究较多,诸多学者从不同的角度,以实证研究的方法分析各个因素与在线评论有用性之间的关系。S. M. Mudambi 等^[2]从感知理论角度,通过对亚马逊网站的用户评论的实证研究,对比搜索型商品和体验型商品的用户感知,提出感知评论有用性主要受评论深度、评论极端性和商品类型的影响;Y. Liu 等^[3]基于因素分析法,提出评论的时效(timeliness)、评论的写作风格(writing style)和评论者的经验(reviewer expertise)是潜在消费者参考在线评论做出购买决策的决定性因素;C. Chien 等^[4]构造多类支持向量机模型对在线评论影响因素的9个维度进行分析和分类,过滤、识别出高质量的评论;殷国鹏等^[5]基于信息采纳模型和社会网络视角,利用豆瓣网络电影评论数据进行实证研究,证实了评论长度、评论星级极端性、评论者中心度与在线评论有用性之间的相关关系,而参加群组情况和评论者历史发表评论数量与在线评论有用性之间没有关系。

2.2 在线评论有用性识别研究

N. Jindal 等^[6]将电子商务网站中针对品牌的评论、非可信评论和无实质内容的评论定义为无用评论,在进行有用性识别时,可以通过过滤重复评论和监管回归模型的方式筛选有用评论。R. Lau 等^[7]认为过度泛滥是垃圾评论的重要特点之一,采取去重和排序的方式对每条评论进行相似度评分,以区分出垃圾评论和有用的评论。J. Liu 等^[8]通过机器学习方法,使用支持向量机(support vector machine, SVM)建立模型,根据产品评论的可读性、主观性和信息量3个方面特征,对在线评论质量的高低进行有效区分。李霄等^[9]结合在线评论多重属性特征,判断数码领域中相机的用户评论中是否提到产品名称、属性和品牌特征,并使用SVM模型来过滤中文产品有用评论。游贵荣等^[10]采取量化评价的思想,使用词性路径匹配模版检测评论中的评价语句,在分词中加入自定义评价词词典,利用评价句的数量区分与产品无关的评论或垃圾评论。

2.3 在线评论的效用排序研究

蔡晓珍等^[11]利用来自购物网站的数据和多元线性回归方法构建模型,该模型能够对评论的质量等级进行自动判断。吕韶华等^[12]利用LDA模型对评论文本进行主题抽取,利用Logic回归模型进行训练,对餐馆在线评论进行有用性排序。黄婷婷等^[13]设计了购物客户评论的可信度计算方法,对商品和用户评论文本构建向量空间模型,实现了对海量购物客户评论的有用性排序。王倩倩^[14]以信息采纳模型为基础,将文本型评论与数值型评论的一致性进行量化,以淘宝买家评论为实例验证,提出了一种在线商品评论信息可信度的排序方法。郭顺利等^[15]从面向用户信息需求的移动客户端角度,选取影响移动O2O在线评论有用性的8项指标,以美团网的用户评论为量化数据,采用模糊层次分析法和加权灰色关联分析方法进行在线评论有用性的计算和排序,以便于满足消费者个性化信息需求,为其购买决策提供帮助。

上述研究大多以等权重方式处理特征属性和情感特征词之间的关系,没有考虑属性强度对结果的影响,也没有考虑候选词之间的语义区别对有用性排序的影响。在线评论有用性研究的关键在于对影响评论属性指标的确定和量化,大多数学者是通过区间划分法把影响因素指标进行区间的等量划分,对相似评论的区别度较差。基于此,本文从在线评论有用性指标属性要素角度出发,建立评论有用性过滤模型,采取语义挖掘以及元数据特征度量的方法,将每个评价指标进行量化处理,既深度优化产品属性算法,也增强每个评论指标有用性的区分度。最后,本文改进TOPSIS方法,以模糊层次分析法确定指标权重,结合TOPSIS算法对量化指标进行评分优化,提出一种量化用户评论属性的模糊TOPSIS可信度排序方法,按评论的综合有用性程度对在线评论进行重新排序,辅助消费者在大量的商品评论中获取最有用的信息。

3 用户评论过滤模型构建

3.1 研究框架

本文研究框架主要包括3个任务步骤:①对初始评论集合进行提取,经过滤和去重处理后,结合在线评论的属性特点并参考文献[11],将在线评论属性划分为形式特征和内容特征两个方面,提取本文有用性属性因素的原始数据;②根据属性指标量化规则,量化各属性值并构建评论特征矩阵,为消除属性重要程度影响,对不同属性指标赋予不同属性权重,通过构建在线

评论有用性排序过滤模型对评论文本进行模糊 TOPSIS 排序;③通过将本文排序与原始网站排序比较、与用户实际感知比较、与其他排序方法比较进行试验验证与过滤效果评价。本文的在线评论有用性排序过滤模型框架和流程如图 1 所示:

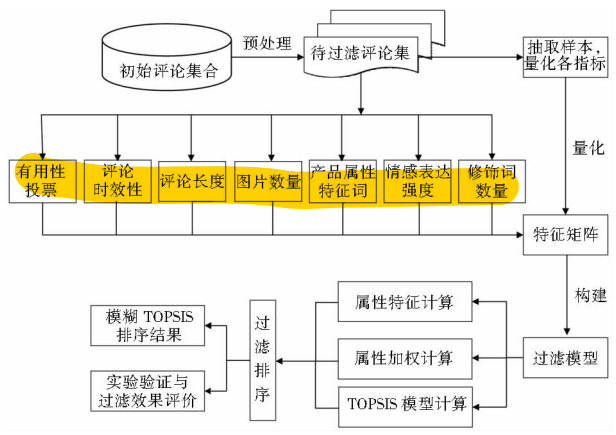


图 1 在线评论有用性模型过滤过程

3.2 概念模型

E. Clemons 等^[16]的研究表明,在线评论的主要功能是帮助消费者获取和对比评论的属性信息,减少购买决策中的不确定风险。因此,本文通过文献调研和专家咨询,改进、完善文献[11]的在线评论属性要素,从在线评论的形式特征和内容特征属性构建影响在线评论有用性的 7 个指标属性,这些属性组成是消费者购买决策重点参考的内容,也能够比较全面反映在线评论的有用性功能。用户评论概念指标模型如图 2 所示:

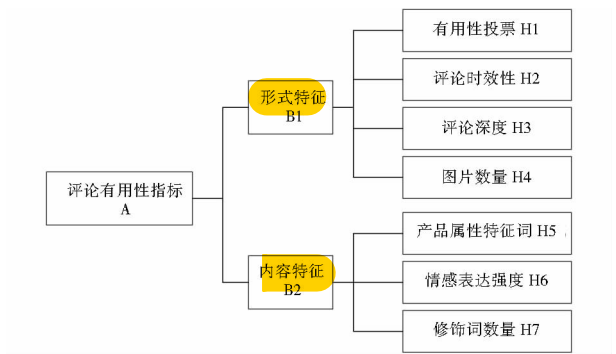


图 2 评论有用性指标概念模型

其中,形式特征是评论中已量化特征,可以通过对在线评论网站数据的抓取直接获得效用指标数据;内容特征又称评论语义特征,在量化过程中需要对评论内容进行深度语义挖掘和分析才能获得其指标数据。本文假定这两个特征属性对评论有用性的影响是等同的,忽略其权重对评论有用性计算的影响。

3.3 过滤指标分析与优化

3.3.1 产品形式特征

(1)有用性投票。在线评论有用性投票是指评论能够获得其他浏览用户的认可程度。很多网站会以点赞或投票的方式进行有用性评价,浏览评论用户一般通过投票、点赞的形式对有用信息进行评价,也可以进行在线回复,围绕此评论信息进行在线互动。一般来说,有用性投票数越高的评论,对产品的描述越贴近用户实际使用情况,真实性和有用性越强。本文借鉴 Z. Zhang^[17]的研究,通过比值法处理有用性投票数与总投票数之间的关系。为了消除权重对指标量化结果的影响,将无有用性投票的量化属性设置为 0,有用性投票数越高的评论,赋予其越高的指标权重,有用性指标值的量化方法^[18]如公式(1)所示:

$$\begin{aligned} 0 & Y(r,p) = 0 \\ \frac{H_v(r,p)}{T_v(r,p)} & 1 \leq Y(r,p) \leq 10 \\ H(r,p) = \frac{H_v(r,p)}{T_v(r,p)} \cdot \zeta_1 & 10 < Y(r,p) \leq 40 \\ \frac{H_v(r,p)}{T_v(r,p)} \cdot \zeta_2 & Y(r,p) > 40 \end{aligned} \tag{1}$$

其中, r 是产品 p 的评论, $H_v(r,p)$ 是针对评论 (r,p) 有用投票数, $T_v(r,p)$ 是总投票数, $\zeta(\zeta > 0)$ 是赋给投票评论的增加权重。“有用性投票”数量越多,评论的数量就会相对逐渐减少,因此对不同阈值区间设置不同权重,为了保证权重设置的合理性,本文适当取 $\zeta_1 = 1.5, \zeta_2 = 2$ 。

(2)评论时效性。评论时效性指在线评论信息在发布时间上的新旧程度。在线评论一般具有按时间排序功能,评论阅读者一般比较倾向于优先浏览最新评论内容,对同一商品而言,最新评论能够体现商品或服务的最新信息,能够帮助评论阅读者更好地了解商品或服务,具有更高的参考价值,对于消费者的有用性也就越强。本文以评论发表日期与浏览用户阅读日期之间的天数差值量化时效性,考虑数值过大会造成偏差,设置参数 σ 使评论时效区间在合理范围。本文评论时效性计算公式如下:

$$T_e = \frac{360 - (t_{writer} - t_{read})}{\sigma} \tag{2}$$

本文设置评论阅读者阅读日期与评论发表日期之间的最大天数差值为 360 天,大于 360 天按 360 天处理; t_{writer} 指评论发表日期, t_{read} 指评论阅读者阅读日期,为减少过久日期对评论有用性影响的差异,引入 σ 将

日期指标数值弱化,本文取 $\sigma = 10$,则评论时效性的量化范围为 $[0, 36]$ 。例如:评论发表时间为 2016 年 4 月 1 日,评论阅读时间为 2016 年 5 月 1 日,天数差值为 30 天,则时效性数值 T_e 量化结果为 33。

(3) 评论深度。评论深度是指在线评论对有用性内容属性描述的详细程度。大多学者认为较长评论对产品和服务的描述比较细致,通常包含更为全面、详细的信息。但文献[11]认为过长评论观点比较分散,容易偏离主题,不便于消费者理解。因此,评论长度对可信度的正向影响是在一定阈值内的。本文从评论的有效长度角度分析在线评论的信息量,通过计量评论中包含的属性词和情感词总数与评论总长度的比值来测度有效长度,采用对数法使评论深度值趋于平滑,有利于弱化计量中分母的取值差异,计算公式如下:

$$L_e = \frac{\ln(N_a + N_b)}{\ln(N_t)} \quad (3)$$

其中, L_e 是评论深度, N_a 是情感特征词个数, N_b 是产品属性特征词个数, N_t 是评论总长度。

(4) 图片数量。图片能够直观反映商品的真实信息,提高消费者用户感知,有助于用户做出购买决策,消除评论阅读者的疑虑。在一定的阈值范围内,图片的数量越多,所反映的信息量越大,有用性越高。但过

多的重复图片也会造成信息冗余和过载,从而失去其效用价值。笔者经调研发现,图片数量为 9 张(含 9 张)以内时用户对图片有用性的评价呈增长趋势,超过 9 张图片有用性不会增长,反而会额外增加用户的信息搜索负担,所以本文以图片数量区间设定量化属性值。量化方式如下:

$$A(a, p) = \begin{cases} 1 & n = 0 \\ n & 1 \leq n \leq 9 \\ 9 & n > 9 \end{cases} \quad (4)$$

其中, n 为图片个数,图片数量即为指标量化值,9 张及以上图片量化数值为 9,以此将图片有用性范围量化为 $[1, 9]$ 。

3.3.2 产品内容特征

(1) 产品属性特征词。产品属性特征词是指评论中描述产品属性相关的词汇。以手机产品为例,通过手机论坛关于产品属性特征的介绍和电子商务网站手机词汇的手工提取,总结手机产品的属性特征词包括特殊术语、产品功能、产品性能、外观形态及技术指标 5 个方面。手机的部分产品属性特征词汇及其权重如表 1 所示:

表 1 产品属性特征词汇及权重

属性	权重	产品词汇
特殊术语	0.10	商品指代(手机、机子、东西、宝贝等)、品牌名称(苹果/iphon/IP、华为/Huawei、三星/Samsung 等)、专有名词(果粉、翻新机、品牌机等)
产品功能	0.25	商务功能(邮件收发、文档阅读、专业软件应用等)、拍照功能(摄像头、像素等)、数据应用功能(蓝牙、红外线、Wi-Fi、网络浏览器等)、音乐功能(播放器等)、游戏功能、GPS 导航功能
产品性能	0.30	手机反应速度(运行流畅度)、扩展性(对第三方软件的兼容性)、通信质量、电池续航能力、信号收发能力
外观形态	0.15	材料(金属、塑料)、键盘类型(九宫格、全键盘、触摸屏)、输入方式(触控、键控)、机身大小、设计、颜色
技术指标	0.20	CPU 配置(型号、核数、频率)、网络制式(CDMA、GSM、双卡双待等)、触屏方式(电容、热熔)、屏幕色彩、分辨率、尺寸、机身内存和存储扩展

在手机产品评论中涉及产品属性的词汇或其近义词出现频率越高,则对产品某一属性的相关描述就越详细,与产品的相关度也会越大,评论内容也就越有参考价值。产品属性特征词的量化方式如公式(5)所示:

$$P_f = \sum_{i=1}^5 \omega_f^i \cdot n_p^i \quad (5)$$

其中, P_f 代表某条评论的产品属性特征词的量化结果, ω_f^i 代表第 i 个产品属性特征的特征权重, n_p^i 表示第 i 个属性特征词出现的次数。

(2) 情感表达强度。情感表达强度是评论中用户所表达的情感显性程度。评论者在发表评论时,不同的情感倾向评论所使用的情感表达强度是不同的,因

此可以通过情感词的情感强度来表征情感表达强度。另外也可以通过各种特殊关键词(如“啊”“呢”“唉”等),或特殊符号(如异化的标点符号、表情符号等)和特殊句式(如反问句、疑问句、感叹句等)来量化。情感表达强度越大,评论价值越高,情感表达强度量化方式如公式(6)所示:

$$N_e = \omega_1 \cdot n_1 + \omega_2 \cdot n_2 \quad (6)$$

其中, ω_1 表示情感词特征属性的情感表达权重, n_1 表示评论的情感词数量, ω_2 表示特殊表现方式的情感表达权重, n_2 表示评论的特殊符号表示数量, N_e 为评论的情感表达强度。通过专家访谈,本文设定 $\omega_1 = 0.7$, $\omega_2 = 0.3$ 。

(3) **修饰词数量**。修饰词是在句子中起到修饰作用的副词和在句子中扮演修饰角色的其他词。修饰词可以更准确地表现评论者的认识、感想与经验,在评论

文本的情感强度时起到关键性作用。评论中的修饰词数量越多,所表达的用户感知和情感表达态度越强烈,文本内容的有用性越强。常用的修饰词如表 2 所示:

表 2 部分修饰词

属性	等级	示例
评论修饰词	极(E)	极、最、过、至、顶、无比、最为、极为、极度、极其、极端、分外、过于、至为、过分、万分
	高(H)	太、挺、老、很、满、越、更、忒、好、大、真、特、多、够、怪、蛮、殊、愈、颇、甚、更加、尤其、更其、何其、何等、尤为、更为、大为、越发、不胜、多么、深为、颇为、甚为、备加、十分、相当、特别、非常、格外、越加、愈加、愈为、愈发
	中(M)	较、很、比较、较为、不太、不大、不很、不甚
	低(L)	稍、略、多少、有点、有些、略为、稍许、稍微、些许

修饰词数量的量化将评论修饰词做词性的分级处理,本文将修饰词分为低、中、高、极 4 个等级,分别用 L、M、H、E 表示,赋予权重为 0.1、0.2、0.3、0.4,量化表达式如(7)所示:

$$E_f = \sum_{i=1}^4 \omega_i^i \cdot n_p^i \tag{7}$$

其中, i 为修饰词量化级别,本文量化为 4 个等级, ω_i^i 表示各级别修饰词指标权重, n_p^i 表示各级别修饰词数量, E_f 为修饰词量化值。

3.4 指标权重确定

模糊层次分析法(fuzzy analytical hierarchy process, FAHP)^[19] 是一种将层次分析法(analytical hierarchy process, AHP)与模糊综合评价相结合的定量分析方法。本文采用 FAHP 法来确定权值,其主要算法步骤如下:

3.4.1 **重要度判断** 模糊层次分析中重要度矩阵判断的数据来源于专家打分,具体方法为:请受调查者按照影响消费者购物决策的重要因素进行两两比较打分,每对属性比较项采用 0.1-0.9 标度法,要求用户通过比较不同指标因素的重要程度,填写出重要度关系矩阵。重要性关系表示为考察函数 $f(x, y)$,它表示对总体而言因数 x 与因数 y 的重要性标度,关于 $f(x, y)$ 采用列表比较的方法构建优先关系矩阵,标度说明如表 3 所示:

表 3 优先矩阵比较标度

定义	说明	标度 $f(x, y)$
同等重要	属性 x 较 y 同等重要	0.5
稍微重要	属性 x 较 y 稍微重要	0.6
明显重要	属性 x 较 y 明显重要	0.7
特别重要	属性 x 较 y 特别重要	0.8
极端重要	属性 x 较 y 极端重要	0.9
反向比较	若属性 x 与 y 相比,得到判断 $f(x, y)$,则 y 与 x 相比较得到 $f(y, x) = 1 - f(x, y)$	0.1, 0.2, 0.3, 0.4

3.4.2 **构造判断矩阵** 设 $X = \{x_1, x_2, \cdots, x_n\}$ 是全部

属性集合,按表 3 所列比较规则,对全部属性作两两之间的对比,构造矩阵 $C = (c_{ij})_{n \times m}$,并称 C 为判断矩阵,即为

$$C = \begin{pmatrix} C_{11} & C_{12} & \cdots & C_{1n} \\ C_{21} & C_{22} & \cdots & C_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ C_{n1} & C_{n2} & \cdots & C_{nn} \end{pmatrix}, (c_{ij} = 0.5) \tag{8}$$

3.4.3 **权值计算** 本文采用和积法进行权值计算,具体步骤如下:

(1) 将判断矩阵 A 的元素按列归一化,得矩阵 $B = (b_{ij})_{m \times n}$,其中

$$b_{ij} = \frac{a_{ij}}{\sum_{i=1}^n a_{ij}}, (i, j = 1, 2, \cdots, n) \tag{9}$$

(2) 将矩阵 B 中的元素按行相加,得到向量 $C = (c_1, c_2, \cdots, c_n)^T$,其中

$$c_{ij} = \sum_{j=1}^n b_{ij} (i, j = 1, 2, \cdots, n) \tag{10}$$

(3) 对向量 C 进行归一化处理,得到特征向量 $W = \{w_1, w_2, \cdots, w_n\}$,其中

$$w_i = \frac{c_i}{\sum_{i=1}^n c_k}, (i = 1, 2, \cdots, n) \tag{11}$$

至此,上述定性的因素就实现了量化。

3.5 排序过滤模型算法

本文将改进的 TOPSIS^[20] 评判方法作为在线评论有用性排序过滤模型算法。其基本思想是:在确定各属性指标权重的基础上,归一化原始数据矩阵,分别计算各评价对象与最优方案和最劣方案间的距离,获得各评价对象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) 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。设多属性决策问题的矩阵 $A = (a_{ij})_{m \times n}$,则:

b_{ij} = \frac{a_{ij} - \bar{a}_j}{s_j}, 1 = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n \tag{12}

其中 \bar{a}_j = \frac{1}{m} a_{ij}, s_j = \sqrt{\frac{1}{m-1} \sum_{i=1}^m (a_{ij} - \bar{a}_j)^2}, j = 1, 2,

\dots, n。

(2) 构成加权规范矩阵 C_{\omega} = (c_{ij}^{\omega})_{m \times n}。设由决策人给定各属性的权重向量为 w = [w_1, w_2, \dots, w_n]^T, 则:

C_{ij}^{\omega} = w_j \times b_{ij}, 1 = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n \tag{13}

(3) 确定正理想解 C^{+} 和负理想解 C^{-}。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^{-}, 则:

正理想解 c_j^{+} = \begin{cases} \max_i c_{ij}, j \text{ 为效益型属性,} \\ \max_i c_{ij}, j \text{ 为成本型属性,} \end{cases} j = 1, 2,

\dots, n \tag{14}

负理想解 c_j^{-} = \begin{cases} \max_i c_{ij}, j \text{ 为效益型属性,} \\ \max_i c_{ij}, j \text{ 为成本型属性,} \end{cases} j = 1, 2,

\dots, n \tag{15}

(4) 计算各方案到正理想解与负理想解的距离。备选方案 d_i 到正理想解的距离为:

s_i^{+} = \sqrt{\sum_{j=1}^n (c_{ij} - c_j^{+})^2}, i = 1, 2, \dots, m \tag{16}

备选方案 d_i 到负理想解的距离为

s_i^{-} = \sqrt{\sum_{j=1}^n (c_{ij} - c_j^{-})^2}, i = 1, 2, \dots, m \tag{17}

(5) 计算各方案的排队指标值 (即综合评价指数), 即

f_i^{*} = \frac{s_i^{-}}{(s_i^{-} + s_i^{+})} i = 1, 2, \dots, m \tag{18}

(6) 按 f_i^{*} 由大到小排序列方案的优劣次序。

4 过滤模型算法实验

根据上述模糊 TOPSIS 过滤算法, 本文设计了实验进行在线评论有用性排序计算与测试。

4.1 实验模型测试

根据中国互联网络信息中心 (CNNIC) 发布的 2014 年中国网络购物市场研究报告^[21]显示, 网络购物用户主流群体为 18-35 周岁的青年。所以本研究主要针对该群体进行网络问卷调查, 有效问卷统计中在校学生 130 人, 非在校学生 126 人, 取样具有一定的随机性, 分布均匀, 男女比例相当。根据 3.4 节表 3 优先矩阵比较标度规则进行指标的两两比较打分, 再根据打分的情况, 将各属性关系矩阵改造为模糊一致矩阵, 对模糊一致矩阵数据进行均值化处理, 得到优先关系

矩阵 (精度 0.01) 如表 4 所示:

表 4 各属性优先关系矩阵

H	H1	H2	H3	H4	H5	H6	H7
H1	0.50	0.77	0.48	0.68	0.47	0.38	0.57
H2	0.23	0.50	0.28	0.45	0.32	0.23	0.35
H3	0.52	0.72	0.50	0.75	0.48	0.40	0.66
H4	0.32	0.55	0.25	0.50	0.23	0.20	0.24
H5	0.53	0.68	0.52	0.77	0.50	0.48	0.50
H6	0.62	0.77	0.60	0.80	0.52	0.50	0.67
H7	0.43	0.65	0.34	0.76	0.50	0.33	0.50

根据 3.4 节中公式 (9) - 公式 (11) 所示指标权重计算方法, 归一化后计算各项指标的权重为:

W = (0.157, 0.095, 0.165, 0.093, 0.164, 0.185, 0.141)

本实验分析数据来自于亚马逊网站 iPhone 6 手机的商品评论, 利用集搜客 GooSeeker^[22] 网络爬虫软件爬取相关的评论指标信息, 获得商品评论共 2 634 条, 删除重复和无效评论后提取其中 2 241 条评论进行计算。根据 3.2 节过滤指标分析与优化方法对评论逐一打分后可得评论质量等级列表, 经判断各指标皆为效益型属性。由 3.5 节 TOPSIS 算法对获取的商品在线评论进行量化计算, 限于篇幅, 笔者选取所获取的亚马逊 iPhone 6 手机现有在线评论的前 14 条进行规范加权, 各属性值如表 5 所示:

表 5 原始属性值

原始排序	H1	H2	H3	H4	H5	H6	H7
1	1.79	9	0.48	0	5.74	10.90	7.10
2	1.76	16	0.51	0	6.05	12.00	4.50
3	1.64	21	0.65	6	7.35	15.90	6.50
4	0.96	26	0.79	0	6.05	7.90	4.20
5	1.53	4	0.48	0	5.48	13.20	7.80
6	1.42	14	0.42	1	6.62	8.50	4.10
7	1.57	18	0.62	2	6.54	10.60	5.70
8	1.18	19	0.53	2	5.92	6.50	6.20
9	1.14	24	0.51	4	7.00	14.30	5.70
10	1.39	10	0.57	0	5.38	9.10	5.30
11	0.84	30	0.66	3	6.86	12.70	7.40
12	0.79	18	0.71	2	6.25	10.80	5.40
13	0.72	15	0.58	0	4.56	10.50	3.90
14	0.66	17	0.68	8	5.78	11.80	4.40

由表 5 和 3.5 节公式 (12) - 公式 (15) 得:

正理想解 C^{+} = [0.217 0, 0.176 4, 0.324 2, 0.222 2, 0.276 9, 0.352 1, 0.243 4]

负理想解 C^{-} = [-0.230 6, -0.182 3, -0.260 9, -0.074 1, -0.347 6, -0.330 3,

-0.185 3]

分别用 3.5 节公式(16) - 公式(17),求各方案到正理想解的距离 s_i^+ 和负理想解的距离 s_i^- ,由公式(18)求得 f_i^* 的值,根据 f_i^* 的大小判断模糊 TOPSIS 综合评价排序结果,与原始排序对比如表 6 所示:

表 6 原始排序与 TOPSIS 排序比较

原始排序	s_i^+	s_i^-	f_i^*	模糊加权 TOPSIS 排序
1	0.824 3	0.713 9	0.464 1	9
2	0.785 9	0.715 9	0.476 7	8
3	0.306 4	1.151 0	0.789 8	1
4	0.881 7	0.755 8	0.461 5	10
5	0.825 2	0.768 4	0.482 2	6
6	0.980 0	0.587 6	0.374 8	11
7	0.625 2	0.772 7	0.552 7	4
8	0.948 1	0.526 9	0.357 2	12
9	0.603 3	0.901 4	0.599 1	3
10	0.907 6	0.489 6	0.350 4	13
11	0.534 9	0.951 7	0.640 2	2
12	0.719 0	0.723 5	0.501 6	5
13	1.071 4	0.414 7	0.279 0	14
14	0.783 9	0.717 4	0.477 8	7

计算结果由 MATLAB 2014a 程序进行有效性和准确性验证,附验证程序如下:

```
clc,clear
a = load('pinglun.txt'); % 把原始数据保存在文本文件 pinglun.txt 中
b = zscore(a); % 数据标准化
w = [0.157,0.095,0.165,0.093,0.164,0.185,0.141];
w = repmat(w,14,1);
c = b.*w % 计算加权属性
cstar = max(c) % 求正理想解
c0 = min(c) % 求负理想解
for i = 1:14
    sstar(i) = norm(c(i,:) - cstar); % 求到正理想解的距离
```

表 7 网站排序前 5 条评论各属性指标值

网站原始排名	本文模型排名	有用性投票	评论时效性	评论深度	图片数量	产品属性特征词	情感表达强度	修饰词数量	有用性评分
1	9	1.79	9	0.48	0	5.74	10.90	7.10	0.464 1
2	8	1.76	16	0.51	0	6.05	12.00	4.50	0.476 7
3	1	1.64	21	0.65	6	7.35	15.90	6.50	0.789 8
4	10	0.96	26	0.79	0	6.05	7.90	4.20	0.461 5
5	6	1.53	4	0.48	0	5.48	13.20	7.80	0.482 2

表 8 本文模型排序前 5 条评论各属性指标值

本文模型排名	网站原始排名	有用性投票	评论时效性	评论深度	图片数量	产品属性特征词	情感表达强度	修饰词数量	有用性评分
1	3	1.64	21	0.65	6	7.35	15.90	6.50	0.789 8
2	11	0.84	30	0.66	3	6.86	12.70	7.40	0.640 2
3	9	1.14	24	0.51	4	7.00	14.30	5.70	0.599 1
4	7	1.57	18	0.62	2	6.54	10.60	5.70	0.552 7
5	12	0.79	18	0.71	2	6.25	10.80	5.40	0.501 6

s0(i) = norm(c(i,:) - c0); % 求到负理想解的距离

end

f = s0./(sstar + s0);

[sc,ind] = sort(f,'descend') % 求排序结果

运行程序显示排序结果页面如图 3 所示:

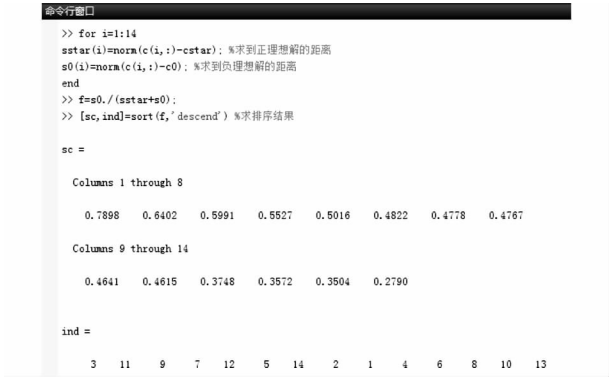


图 3 模糊 TOPSIS 排序结果输出页面

4.2 模型过滤效果分析

(1) 与网站原始排序比较。亚马逊网站原始评论是按照“有用性投票”进行评论排序。相比于其他属性,有用性投票具有便于直接量化的特点。根据本文依靠综合属性评论有用性排序比较可以看出,其他属性指标也会对评论有用性产生很大的影响。从本文的有用性排序属性权重来看,产品属性词和情感表达强度的属性权重比有用性投票还要高,反映出“有用性投票”对评论有用性重要但不是唯一因素,在实际评论中却存在有用性投票较低而其他有用性指标很高导致有用性排名下降的情况,这也证实了原始“按最有用的评论排序”之方法的不足。限于篇幅,选取亚马逊网站排序的前 5 条评论与本文模型排序的前 5 条评论的各属性指标进行对比,如表 7 和表 8 所示:

由于综合考虑各指标属性值,本模型排名靠前的评论避免了依赖单属性排序而造成的排序结果的片面性。此外,对于大量无投票的评论而言,原始排序无法根据这一属性进行有用性排序,本方法也弥补了单纯依靠有用投票排序方法的不足,而现实中,大量无投票评论也具有一定的参考价值,本文模型实现了无投票评论的有用性排序,较原始排序更为科学。

(2)用户实际感知比较。在用户实际感知比较方面,笔者邀请29名具有丰富亚马逊网站购物经验的专家对原始排序和本文排序结果进行满意程度评分。其中5名为具有副高以上职称的从事高校情报信息分析的研究者,7名是从事数据挖掘研究的专家,还有17名来自国内“985”高校情报学方向的在读博士研究生。满意度分值设置为[0,10]的整数区间,分值越高,表示用户对评论有用性排序满意度越高。使用 Origin 8.0 为排序结果进行绘图,如图4所示:

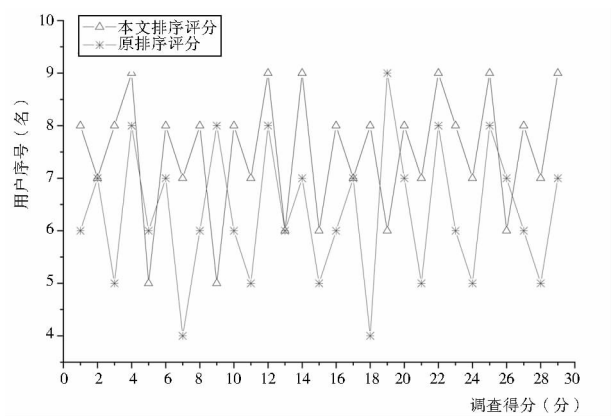


图4 用户感知比较

结果显示:29名参与排序的专家评分中,22名认为本文排序模型优于网站原始排序,占75.86%;3名认为两种排序结果的有用性效果相同,4名认为本文排序结果不及原始评论有用性排序效果,占13.79%。整体上,本模型排序获得专家的一致认可,75%以上的参与者认为本模型排序较原始排序更能满足用户需求,为用户的购买决策提供更大的参考价值。

(3)与其他排序方法对比。本文在文献[11]的基础上进行改进和扩展,为了进一步对比两种排序的差异,随机抽取50条评论进行重新排序的本文排序与文献[11]排序结果对比。限于篇幅,笔者选取前14个样本序号的排序数据与有用评分数值见表9。

本文模型排序与文献[11]排序比较的全部样本排序对比拟合曲线见图5。

从排序顺序看,本文模型排序与文献[11]的排序

表9 与其他方法评分比较

样本序号	模糊TOPSIS排序	有用评分	文献[11]排序	有用评分
1	49	0.305 7	48	5 739.42
2	1	0.653 2	1	10 496.66
3	43	0.326 1	41	6 122.78
4	28	0.407 9	27	7 135.53
5	36	0.350 6	36	6 617.34
6	7	0.505 5	6	8 821.15
7	40	0.342 8	43	6 032.26
8	35	0.359 4	32	6 972.96
9	29	0.400 2	29	7 014.51
10	6	0.516 7	8	8 255.85
11	21	0.468 8	24	7 382.43
12	8	0.500 1	2	9 753.57
13	15	0.479 4	15	7 824.63
14	2	0.625 8	3	9 532.28

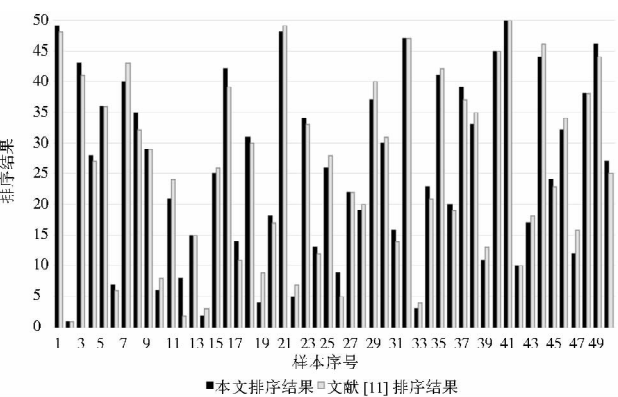


图5 样本排序对比拟合曲线

顺序虽然有不同程度的差别,但在整体上具有趋势的一致性与较强的拟合性,证明了两种排序方法的适用性与科学性。

从计量方法上来看,文献[11]采用回归方差检验法对评论质量进行等级划分,不能根据量化分析任务的需求调整指标权重,量化方式为区间划分法,对相似评论区分度较低。

从有用评分对比来看,文献[11]模型的有用评分数值和差值较大,有用性评分受因素指标值的影响较大,对相似评论的有用性排序效果不佳,其原因在于各指标的量化处理方法存在不足。

从属性要素的全面性来看,文献[11]在建模过程中将“有用性投票”视为不相关因素而忽略,并且未对大量“无投票”评论进行分析与计算。

本文模型在这些方面进一步加以修正和规范,使评论有用性排序更具合理性,因此本文排序模型在一

定程度上优于文献[11]的效用模型。

5 结语

在线评论有用性排序是在线评论有用性研究的重要方向,有利于消费者在短时间内找出质量高的有用信息,减少海量无序评论导致消费者的“信息迷航”。本文分析了用户评论的7个属性特征,并构建了一个用于过滤用户评论的有用性排序模型。构建过程中,基于加权模糊 TOPSIS 过滤模型提出一种在线评论有用性排序方法,选择亚马逊网站的 iPhone6 手机的在线评论为例,通过实验对比,验证了本文可信度排序模型的有效性。实验结果表明本排序模型能够帮助买家辨别有用且可靠的评论信息,能够有效减少消费者搜索、筛选评论所消耗的时间成本,便于消费者比较客观、全面地了解产品的信息。

同时本文也存在一些局限,一是电子商务网站存在相当部分的追加评论,追加评论信息较首次评论有着更多的使用经验,具有更高的真实性和可靠性,追加评论在有用性排序方面的作用还有待进一步深入研究;二是不同类型的商品可能需要构建不同的属性指标模型,对影响评论效用的综合属性模型研究也需要进一步讨论。这些也是笔者后续进一步研究的方向。

参考文献:

[1] CIC. 洞察网络口碑白皮书系列[EB/OL]. [2016-02-08].
Http://www.Slideshare. Net/CIC_China_1601270.

[2] MUDAMBI S M, SCHUFF D. What makes a helpful online review? A study of customer reviews on amazon. com[J]. MIS quarterly, 2010, 34(1):185-200.

[3] LIU Y, HUANG X J. Modeling and predicting the helpfulness of online reviews[C]//Proceedings of the 8th IEEE international conference on data mining. Pisa: IEEE, 2008:443-452.

[4] CHIEN C, TSENG Y. Quality evaluation of product reviews using an information quality framework[J]. Decision support systems, 2011, 50(4):755-768.

[5] 殷国鹏, 刘雯雯, 祝珊. 网络社区在线评论有用性影响模型研究——基于信息采纳与社会网络视角[J]. 图书情报工作, 2012, 56(16):140-147.

[6] JINDAL N, LIU B. Opinion spam and analysis[C]//Proceedings of international conference on Web search and Web data mining. New York: ACM, 2008:219-229.

[7] LAU R, LIAO S, XU K. An empirical study of online consumer review spam: a design science approach[C]//Proceedings of the 31st international conference on information systems. St. Louis: Accociation of Information Systems, 2010.

[8] LIU J, CAO Y, LIN C, et al. Low-quality product review detection in opinion summarization[C]//Proceedings of the 2007 joint conference on empirical methods in natural language processing and computational natural language learning. Prague: Association for Computational Linguistics, 2007:334-342.

[9] 李霄, 丁晨春. 垃圾商品评论信息的识别研究[J]. 现代图书情报技术, 2013(1):63-68.

[10] 游贵荣, 吴为, 钱涛. 电子商务中垃圾评论检测的特征提取方法[J]. 现代图书情报技术, 2014(10):93-100.

[11] 蔡晓珍, 徐健, 吴思竹. 面向情感分析的用户评论过滤模型研究[J]. 现代图书情报技术, 2014(4):58-64.

[12] 吕韶华, 杨亮, 林鸿飞. 基于 LDA 模型的餐馆评论排序[J]. 计算机工程, 2011(10):62-64, 67.

[13] 黄婷婷, 曾国荪, 熊焕亮. 基于商品特征关联度的购物客户评论可信排序方法[J]. 计算机应用, 2014, 34(8):2322-2327, 2341.

[14] 王倩倩. 一种在线商品评论信息可信度的排序方法[J]. 情报杂志, 2015, 34(3):181-185.

[15] 郭顺利, 张向先, 李中梅. 面向用户信息需求的移动 O2O 在线评论有用性排序模型研究——以美团为例[J]. 图书情报工作, 2015, 59(12):85-93.

[16] CLEMONS E, GAO G, HITT L. When online reviews meet hyperdifferentiation: a study of the craft beer industry[J]. Journal of management information systems, 2006, 23(2):149-171.

[17] ZHANG Z. Weighing stars: aggregating online product reviews for intelligent e-commerce applications[J]. IEEE intelligent systems, 2008, 23(5):42-49.

[18] ZHANG K, CHENG Y, LIAO W, et al. Mining millions of reviews: a technique to rank products based on importance of reviews[C]//Proceedings of the 13th international conference on electronic commerce. New York: ACM, 2011:1-8.

[19] 张吉军. 模糊层次分析法(FAHP)[J]. 模糊系统与数学, 2000, 14(2):80-88.

[20] 司守奎, 孙玺菁. 数学建模算法与应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 2011(8):346-351.

[21] 中国电子商务研究中心. 2014 年度中国电子商务市场数据检测报告[EB/OL]. [2016-03-25]. http://www. 100ec. cn/zt/upload_data/20150408. pdf.

[22] GooSeeker. MetaSeeker[EB/OL]. [2016-04-11]. http://www. gooseeker. com/product.

作者贡献说明:

张艳丰:提出论文研究思路、研究方法,撰写论文;
李贺:审阅论文,最终定稿;
翟倩:进行数据收集与数据分析;
彭丽微:进行实验设计与实验验证。

(下转第 125 页)

Analysis on Exploratory Factor of Entrepreneurial Alertness in the
Reorganization of Technological Opportunity

Jiang Hong^{1,2} Xu Lu^{2,3} Du Yanjie^{2,3}

¹School of Information Management of Wuhan University, Wuhan 430072

²Wuhan Documentation and Information Center, Chinese Academy of Sciences, Wuhan 430071

³University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190

Abstract: [**Purpose/significance**] Technology opportunity identification has important significance for enterprise technology innovation, and the entrepreneurial alertness plays a vital role in the process of technology opportunity identification. The analysis on the influencing factors of entrepreneurial alertness can not only help enterprise to enhance the cognitive ability of technological opportunities, but also identify the potential and valuable development opportunities. [**Method/process**] Based on the results of literature review and focus group interview, this study designs a survey scale and questionnaire on the entrepreneurial alertness in technology opportunity identification. Then on the basis of SPSS statistical analysis and exploratory factor analysis, the research makes the quantitative research on the data collected. [**Result/conclusion**] This paper makes the survey scale from three dimensions of entrepreneurial attitude, social network enterprise and market oriented. Based on the principal component factor analysis method, the study divides nine first order variable factors and gains the factor structure of entrepreneurial alertness in technology opportunity identification.

Keywords: technological opportunity reorganization of technological opportunity entrepreneurial alertness exploratory factor analysis

(上接第 117 页)

Research on the Usefulness of Online Review Based on Fuzzy TOPSIS Analysis:
A Case Study of Amazon's Mobile Phone Review

Zhang Yanfeng^{1,2} Li He¹ Zhai Qian¹ Peng Lihui^{1,2}

¹ School of Management Jilin University, Changchun 130022

² Library of Changsha Normal University, Changsha 410100

Abstract: [**Purpose/significance**] Aiming at the Chinese customer reviews on the Internet, the paper gives a review credibility ranking model, for auxiliary consumer decision making. [**Method/process**] From two aspects of the features of form and content on online reviews, extracts seven index attributes effecting the usefulness of online reviews and gives a quantitative calculation. Using the fuzzy analytic hierarchy process to determine the index weight, with the improved TOPSIS analysis method to construct the online reviews useful computation and sorting, online reviews credibility index system and ranking model is constructed. [**Result/conclusion**] Compared with the original review of the website, the review of the model is more scientific and reasonable, providing a kind of confidence ranking method for the Chinese Web customer reviews to provide a balanced review of the objective information and semantic features.

Keywords: online review text mining fuzzy TOPSIS analysis method ranking