

在线商品评论有用性影响因素研究^{*}

胡学钢, 陈方鑫[†], 张玉红

(合肥工业大学 计算机与信息学院, 合肥 230009)

摘要: 网络商务发展中产生了大量无效甚至恶意的在线评论,给消费者阅读和参考带来一定负面影响。针对上述问题,提出了一种基于多元线性回归算法的在线评论有用性预测方法。该方法综合考虑了评论文本属性、评论者属性和店铺属性这三个影响因素,并构建一个预测在线评论有用性模型——RRS-L模型。在实际数据集上的实验表明,该模型具有较高的查准率与召回率,能有效过滤无用评论。

关键词: 在线评论; 有用性; 影响因素; 预测模型

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2016)12-3559-03

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2016.12.009

Research on impact factors of online reviews' helpfulness based on product reviews data

Hu Xuegang, Chen Fangxin[†], Zhang Yuhong

(School of Computer & Information, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China)

Abstract: A large number of invalid and even malicious reviews have been occurring with the development of online business. It takes the negative impact in reading and referencing for consumers. Motivated by this, this paper proposed a method based on the multiple linear regression algorithm to predict the helpfulness of online reviews. The method first considered three influencing factors including reviews' text properties, reviewers' properties and stores' properties, then it created a RRS-L model to predict the helpfulness of online reviews. Experimental results conducted on real data sets show that the model can achieve higher precision and recall rates, and effectively filter useless reviews.

Key words: online review; helpfulness; influencing factor; predictive model

近年来,互联网的飞速发展给人们的生活带来了巨大改变,其中网络商务的出现给人们的生活带来了极大便利,随之产生了大量的在线评论信息。评论能够为人们提供大量的产品信息和用户体验^[1]从而引起研究者的关注。目前,已有大量主题分类、情感分类的工作针对评论数据开展研究。一些文献^[2~4]表明评论的有用性会影响潜在顾客的行为倾向,然而发布在线评论的低成本使得评论数据过于庞大,且质量难以保证,产生了一些无效甚至恶意或误导性的评论,给用户带来了干扰。近年来关于评论有用性的问题研究受到很多学者的关注。

目前已有许多研究^[5~13]做了有意义的尝试。Liu等人^[5]引入径向基函数搭建模型, Lee等人^[9]构建多元神经网络预测模型, Krishnamoorthy^[10]基于评论内容的语言特征构建模型, 郝媛媛等人^[11,12]在 Ghose^[13]的研究基础上建立多元线性回归模型。但这些研究关注的影响因素都是评论内容本身的特征。然而,实际中影响评论有用性的因素较为复杂。Lazarsfeld、Lapierre 和 Heijden 等人^[14~16]从市场经济学角度分别表明了评论者属性、店铺属性等其他因素也会影响顾客的感知价值。为此,本文认为影响评论有用性的因素除了文本属性,还包括评论者属性和店铺属性。因此,本文将结合评论文本属性,进一步对评论者属性和店铺属性进行研究,并在郝媛媛等人^[11]的研究基础上构建一个拟合度更高的预测模型,进而提高预测的效果。

1 相关工作

目前,预测评论有用性的研究主要是基于评论的文本属性而搭建相关预测模型,这些理论为本文提取评论文本属性特征提供支持,同时也提供了模型基础。

潜在消费者在进行购买决策时,通常会首先阅读评论的内容。因此,一条含有大量信息的评论具有更强的可读性,评论的长度对预测评论的有用性具有一定的影响;同时,评论的句子数目和评论中的单词数目也会对该条评论的可读程度具有一定的影响。Lee等人^[9]在对电影评论的研究中发现,评论的基本文本属性表明评论会收到多少有用性投票,而像评论的长度、评论的句子长度和评论的单词数目都属于评论的基本文本属性。与此同时,若评论中含有大量的冗余信息,如连接词、感叹词等,而缺少能够反映商品本身特质的评论主干词语,这样的评论的有用性也将受到很大的影响。

Ghose等人^[13,17]研究中发现,随着评论发布时间的增加,电影的受关注度就会降低,因此该评论对电影的有用性预测产生的影响就会减小。但郝媛媛等人^[11]在对 Ghose等人^[13]的研究进行验证中发现,由于 Ghose等人研究的商品属于体验性产品,所以该项结论在针对搜索型产品是不确定的。

消费者在网上进行贸易时发现一些相关网站已经为评论提供星级打分,该项功能极大方便了潜在消费者快速发现有

收稿日期: 2015-09-14; **修回日期:** 2015-10-21 **基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(61305063,61273292); 国家教育部博士点博导基金资助项目(20130111110011)

作者简介: 胡学钢(1961-),男,安徽当涂人,教授,博导,主要研究方向为数据挖掘与人工智能; 陈方鑫(1988-),男(通信作者),助教,硕士,主要研究方向为数据挖掘与数据分类(517898806@qq.com); 张玉红(1979-),女,山西河津人,副教授,博士,主要研究方向为数据挖掘与人工智能。

信息。Zhang 等人^[18]在研究中发现这种有用性的投票机制可以有效地解决评论数量庞大、质量层次不齐、信息过载等问题,对于消费者识别有用评论提供有效的帮助。

此外,Huang 等人^[19]提出评论者的历史经验会影响评论有用性的预测,但其关注的评论者因素单一,因素之间的线性相关性较高,无法准确反映评论者属性对评论有用性的影响程度。

2 本文方法

不同于以上工作,本文提出一个同时考虑评论文本属性、评论者属性和店铺属性三方面因素的预测在线评论有用性的多元线性回归模型。

2.1 属性获取

本文数据涵盖 3 个主属性和 14 个子属性。主属性分别是评论文本属性、评论者属性和店铺属性,其中评论文本属性包括 6 个子属性、评论者属性包括 5 个子属性,店铺属性包括 3 个子属性,相关属性及其描述如表 1 所示。

表 1 属性描述

主属性	子属性	描述
评论文本属性 (review)	lenRe	评论的长度
	numLi	评论的句子数目
	numWo	评论的单词数目
	numMaWo	评论的主干单词数目
	elapsedDate	评论的发布天数
	starRe	评论已获得的星级
评论者属性 (reviewer)	aveStarRer	评论者的平均星级
	numReRer	评论者发表的评论总数
	numUse	评论者收到 useful 投票总数
	numCo	评论者收到 cool 投票总数
	numFun	评论者收到 funny 投票总数
店铺属性 (store)	starSt	店铺星级
	tradVo	店铺近十天的订单数目
	numReSt	店铺收到的评论总数

在分析中,得出涵盖三个主属性的预测方法无论在模型的拟合度上还是在预测的精度上,表现都是最好的,这些分析结果在 3.3.1 节中的结果有所显示,这个结果支持了本文中同时选择三个主属性作为预测特征的行为。

2.2 模型构建

多元线性回归模型是统计分析中一种有效的方法^[20,21],主要解决多个自变量对因变量产生影响的相关问题。本文中选择的预测模型是多元线性回归模型。在郝媛媛等人^[11]建立的 HYY 预测模型基础上,本文构建了 RRS-L 模型,该模型是一种同时涵盖评论文本属性(review)、评论者属性(reviewer)和店铺属性(store)的多元线性回归模型,具体如式(1)所示。

$$\begin{aligned} \log(\text{helpful})_{kt} = & \alpha + \beta_1 \times \log(\text{lenRe})_{kt} + \beta_2 \times \log(\text{numLi})_{kt} + \\ & \beta_3 \times \log(\text{numWo})_{kt} + \beta_4 \times \log(\text{numMaWo})_{kt} + \\ & \beta_5 \times \log(\text{elapsedDate})_{kt} + \beta_6 \times (\text{starRe})_{kt} + \\ & \beta_7 \times (\text{aveStarRer})_{kt} + \beta_8 \times \log(\text{noReRer})_{kt} + \\ & \beta_9 \times \log(\text{numUse})_{kt} + \beta_{10} \times \log(\text{numCo})_{kt} + \\ & \beta_{11} \times \log(\text{numFu})_{kt} + \beta_{12} \times (\text{starSt})_{kt} + \\ & \beta_{13} \times \log(\text{tradVo})_{kt} + \beta_{14} \times \log(\text{numReSt})_{kt} + \varepsilon_{kt} \end{aligned} \quad (1)$$

其中: α, β_i 是常系数,对于模型中部分数据波动比较大的自变量,为了让数据相对稳定通常取对数处理, ε_{kt} 为误差项。

3 实验结果与分析

本章首先介绍实验所用数据,并对数据进行初步分析;其

次,对比 RRS-L 模型在不同主属性下的表现情况,随后在训练模型过程中测试子属性的显著性,获得校正的 RRS-L 模型;最后,将对比相同数据下不同基分类器的分类能力。

3.1 实验数据

实验数据来自美国著名的点评网站 Yelp。Yelp 是目前最大的点评网站,其数量庞大的入驻商家和客户群让其评论信息相较其他网站具有更强的广泛性和针对性。通过解析网页,爬取了自 2005 年 3 月到 2013 年 1 月在亚利桑那州进行餐饮消费而产生的评论,涵盖了在 12 742 个店铺中消费的 43 873 名顾客发表的 229 907 条评论。同时,数据也包含了一些训练价值不大的数据,如获得投票数为 0 或 1 的评论、有用性投票为 0 的评论、近期店铺成交量极低的评论数据等,这些数据反映的情况比较极端,得到的结果代表性差,所以在实验中将这此数据删除。最后,得到 13 941 条训练数据,4 676 条测试数据。

随后,人工对 4 647 条测试数据标注。通过 A 和 B 两名程序员对以上评论标记“有用”或“无用”,再根据 Kappa 系数计算他们之间的一致性,最终获得 Kappa 系数为 0.7720,显示两名程序员标记大体一致,数据可信。

3.2 变量的初步分析

模型中含有多个变量,可以认为这些变量都是连续的。本文所使用数据集的统计结果如表 2 所示。

表 2 模型变量初步分析表

变量	最小值	最大值	均值	标准差
helpful	0.07	1	0.61	0.27
lenRe	24	5 068	1 065.58	724.58
numLi	1	130	6.79	5.54
numWo	6	1 152	226.36	153.24
numMaWo	6	703	133.96	90.65
elapsedDate	15	2 828	868.26	542.33
starRe	1	5	3.76	1.13
aveStarRer	1	5	3.75	0.40
numReRer	1	2 587	175.40	237.43
numUse	1	24 293	610.99	1 552.36
numCo	1	22 410	253.78	1 325.31
numFun	1	24 519	377.42	1 125.03
starSt	2	5	3.85	0.45
tradVo	3	22 977	996.03	2 378.88
numReSt	3	862	247.29	187.92

由表 2 可见,部分自变量的数据波动比较大,会影响到实验结果的准确性,因此对 lenRe、numLi、numWo、numMaWo、elapsedDate、numReRer、numUse、numCo、numFun、tradVo、numReSt 这些自变量数据进行取对数处理。

3.3 模型分析

本节将从两个方面考察本文的模型:a)属性的分析,通过涵盖不同主属性的模型性能分析获得最优的预测模型,再通过实验剔除不显著的子属性,获得最终校正后 RRS-L 模型;b)基分类模型对比,将最终的 RRS-L 模型与其他基分类模型对比,测试其分类效果。

3.3.1 主属性分析

本文在评论文本属性的基础上加入了评论者属性和店铺属性,添加的属性对于模型显著性等方面的影响如何还需验证。为研究不同属性对于模型的影响,本文采取控制变量的方法,分别采取随机选取两个主属性、随机选取一个主属性与 RRS-L 模型对比,对比的指标包括模型显著性指标——F 统计值、模型拟合度指标——决定系数 R^2 和校正决定系数 Adj. R^2

以及数据差异性指标——剩余标准差 RSE。具体如表 3 所示。

表 3 涵盖不同主属性的模型的部分指标对比

模型	指标			
	F 统计值	R^2	Adj. R^2	RSE
RRS-L 模型	365.8	0.254 6	0.253 9	0.412 1
评论文本属性 & 评论者属性	428.9	0.253 0	0.252 4	0.412 5
两个主属性 评论者属性 & 店铺属性	661	0.249 3	0.248 9	0.413 4
评论文本属性 & 店铺属性	114	0.061 4	0.060 9	0.462 3
单一主属性 评论文本属性	132.6	0.054 0	0.053 6	0.464 1
评论者属性	920.1	0.248 2	0.247 9	0.413 7
店铺属性	33.3	0.004 8	0.004 6	0.476 0

由表 3 可见,RRS-L 的 F 统计值是 365.8, F 检验显著,表明模型线性回归关系成立。由表 3 可见,与含有两个主属性的预测模型相比,RRS-L 模型决定系数 R^2 、校正决定系数 Adj. R^2 都是最高的。具体来说 R^2 分别高 0.0016、0.0053 和 0.1932, Adj. R^2 分别高 0.0015、0.0050 和 0.1930,表明模型的拟合度最好。同时在剩余标准差 RSE 上,RRS-L 也优于含两个主属性的模型,分别低 0.0004、0.0013 和 0.0502,这表明了 RRS-L 模型预测值误差最小,预测的精度高。

此外,RRS-L 模型与单一主属性的预测模型的对比中,可以看出 RRS-L 模型 R^2 比后三者分别高 0.2006、0.0064 和 0.2498, Adj. R^2 比后三者分别高 0.2003、0.0060 和 0.2493。而在剩余标准差 RSE 上,RRS-L 模型分别比后三者低 0.0520、0.0016 和 0.0639。综上可以得出包含三个主属性(评论文本属性、评论者属性和店铺属性)的 RRS-L 模型是本文预测评论有用性的最优模型。在含单一主属性的预测模型的对比中,可以看出含有评论者属性的预测模型的效果最好,其 R^2 和 Adj. R^2 高于含评论者文本属性的模型 0.1942 和 0.1943,高于含店铺属性的模型 0.2434 和 0.2433;而 RSE 分别低于后两者 0.0504 和 0.0623。与此同时,在含有两个主属性和含有一个主属性的模型对比中发现,是否包含评论者属性对于模型的性能影响很大。由此可见,评论者的属性是影响评论有用性的一个主要因素。

3.3.2 子属性分析

在对 RRS-L 模型的训练中并非所有的子属性对于模型的影响都是显著的,本文使用 T 检验^[22]来考察各个子属性的显著性,结果如表 4 所示。

表 4 RRS-L 模型各子属性的显著性

显著星级	***	**	*	—
子属性	lenRe、elapsedDate、numUse、numCo、starRe、numLi、numMaWo、numFun、tradVo、numReSt	numWo	aveStarRer	starSt

注:其中*、**、*** 分别代表变量在 0.05、0.01、0.001 水平上显著;“—”表示变量不显著。

由表 4 可得,自变量 starSt(店铺星级)对评论的有用性的影响是不显著的,这一结果是可解释的:评论者发表评论是基于商品本身,当商品的质量、外观等满足消费者的要求时,评论者在发表评论时就会较为真实。所以,tradVo 大,说明商品满足消费者要求,numReSt 也会很大,但是店铺的星级的评定往往除了 tradVo、numReSt 以外还包含很多信息,如退货率、好差评率等。基于此,就能明白 tradVo、numReSt 和 starSt 同为店铺属性,前两者显著性较好、而 starSt 却对预测评论有用性的影响不显著的原因。所以,校正后的 RRS-L 模型所使用的子属

性不包含 starSt。

3.3.3 基分类模型对比

参考郝媛媛等人的研究,本文使用用于区分评论是否有用的最优阈值为 0.5,即当预测有用性值大于或等于 0.5,就认为该评论有用,否则为无用。随后,在同样测试数据上使用 Gradient Boosting regressor 算法和 RandomForest regressor 算法进行预测,分别称为 RRS-GB 模型和 RRS-FR 模型。在查准率、查全率以及两者综合指标来对比 RRS-L 模型、HYY 模型、RRS-GB 模型和 RRS-FR 模型预测分类效果。具体如表 5 所示。

表 5 RRS-L、HYY、RRS-G 和 RRS-R 模型相关指标对比

模型	precision	recall	F-measure
RRS-L 模型	0.833 7	0.745 1	0.786 9
HYY 模型	0.801 3	0.584 2	0.675 8
RRS-GB 模型	0.737 6	0.525 7	0.613 8
RRS-FR 模型	0.727 6	0.500 9	0.593 4

通过对比可以看出,RRS-L 模型在各项指标中都是最好的,说明 RRS-L 模型具有较好的预测分类能力,这就为选择多元线性回归模型作为预测模型提供了依据。

4 结束语

本文在前人研究基础上对影响评论有用性的因素进行了详细的分析,采用多元线性回归方法,建立了一个精度较高的预测评论有用性的模型。该模型能帮助消费者快速识别有用评论,作出正确的购买决策。研究中证实除评论本身属性对评论有用性预测有影响外,发评者属性以及发表评论所在店铺属性都会对评论有用性产生影响,这一观点丰富了预测评论有用性的因素。从现实的角度来看,能促进网站设计者对网站体系的合理规划,指导商家搭建良好的店铺氛围,规范评论人的评论行为,帮助消费者良性消费。研究中虽然添加了不少预测因素,但相对于评论及所包含的信息,这些因素还是比较少的,还有很多自变量可以填充。同时,本文中对体验型和搜索型产品并没有区分考察,进一步研究这两者之间的不同也是未来的研究重点。

参考文献:

[1] Katona G, Mueller E. A study of purchasing decision consumer behavior: the dynamics of consumer reaction [M]. New York: New York University Press, 1955.

[2] Arndt J. Role of product-related conversations in the diffusion of a new product[J]. Journal of Marketing Research, 1967, 4(3): 291-295.

[3] Chevalier J A, Mayzlin D. The effect of word of mouth on sales: online book reviews[J]. Journal of Marketing Research, 2006, 43(3): 345-354.

[4] Katz E, Lazarsfeld P F. Personal influence: the part played by people in the flow of mass communications [M]. New York: Free Press, 1955.

[5] Liu Yang, Huang Xiangji, An Aijun, et al. Modeling and predicting the helpfulness of online reviews [C]//Proc of the 8th IEEE International Conference on Data Mining. Washington DC: IEEE Computer Society, 2008: 443-452.

[6] Kim H, Seo J. High-performance FAQ retrieval using an automatic clustering method of query logs [J]. Information Processing and Management, 2006, 42(3): 650-651.

[7] Zhou Yun, Croft W B. Document quality models for Web Ad hoc retrieval [C]// Proc of the 14th ACM Conference on Information and Knowledge Management. New York: ACM Press, 2005: 331-332.

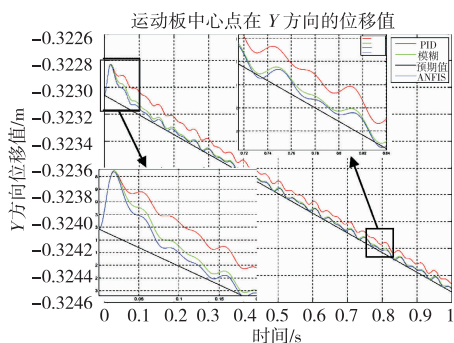


图11 动平台(末端器)在Y方向的位移

5 结束语

为了提高并联机器人轨迹跟踪的准确性,本文利用 ANFIS 算法自适应调整 PID 控制器的参数。在模糊建模过程中,利用神经网络学习算法学习数据集的有用信息,使模糊逻辑能计算隶属度函数参数,从而使相关模糊推理系统能追踪给定的输入和输出数据。将本文控制器与传统 PID 控制器、模糊 PID 控制器作比较,分别沿着预定轨迹来控制末端器。实验结果表明,本文 ANFIS 自整定 PID 控制器获得了最小末端器位移误差,能很好地控制并联机器人机械手的运动。

在今后研究中,将考虑利用本文控制器精确控制 6-UPS 机器人实现钢管的精确切割,提高其实用价值。

参考文献:

- [1] 胡峰, 骆德渊, 雷霆, 等. 基于 Simulink/SimMechanics 的三自由度并联机器人控制系统仿真[J]. 自动化与仪器仪表, 2012, 27(5): 221-223.
- [2] 陈奕梅, 张强. 并联机器人在任务空间的非线性自适应控制[J]. 天津工业大学学报, 2014, 33(3): 55-58.
- [3] Zubizarreta A, Portillo E, Cabanes I, et al. Real-time validation and control environment for parallel robot control design[J]. American Society of Mechanical Engineers, 2011, 32(6): 659-667.
- [4] Khosravi M A, Taghirad H D. Robust PID control of fully-constrained cable driven parallel robots[J]. Mechatronics, 2014, 24(2): 87-97.
- [5] 白国振, 荆鹏翔, 骆艳洁. 基于改进 Solis&Wets 算法的 PID 参数自整定[J]. 计算机应用研究, 2015, 32(11): 3349-3351.
- [6] Shang Weiwei, Cong Shuang. Robust nonlinear control of a planar 2-DOF parallel manipulator with redundant actuation[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2014, 30(6): 597-604.
- [7] Wang Shoukun, Wang Junzheng, Shi Dawei. CMAC-based compound control of hydraulically driven 6-DOF parallel manipulator[J]. Journal of Mechanical Science & Technology, 2011, 25(6): 1595-1602.
- [8] Zhang Jingjun, Lian Chaoyang, Gao Ruizhen, et al. 3-Degree-of-freedom parallel robot control based fuzzy theory[C]//Proc of International Conference on Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics. [S. l.]: IEEE, 2010: 221-224.
- [9] 李玉姣, 王银河, 田为刚. 基于分变量模糊蕴涵关系的无规则模糊逻辑系统的自适应控制应用[J]. 计算机应用研究, 2015, 32(2): 451-455.
- [10] Chen Haizhong, Gao Guoqin. RBF neural network identifying & sliding mode control of a 2-DOF parallel robot[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2011, 26(8): 87-97.
- [11] 钱爱, 宋爱国, 章华涛, 等. 基于自适应模糊神经网络的机器人路径规划方法[J]. 东南大学学报: 自然科学版, 2012, 42(4): 637-642.
- [12] Gerstmayr-Hillen L, Röben F, Krzykowski M, et al. Dense topological maps and partial pose estimation for visual control of an autonomous cleaning robot[J]. Robotics & Autonomous Systems, 2013, 61(5): 497-516.
- [13] Gherman B, Pisla D, Vaida C, et al. Development of inverse dynamic model for a surgical hybrid parallel robot with equivalent lumped masses[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2012, 28(3): 402-415.
- [14] Moldovan L, Grif H Ş, Gligor A. ANN based inverse dynamic model of the 6-PKG parallel robot manipulator[J]. International Journal of Computers, Communications & Control, 2015, 11(1): 147-155.
- [15] 杜明芳, 方建军, 梁岚珍. 图书馆机器人机械手参数自整定模糊 PID 控制器设计[J]. 智能系统学报, 2012, 7(2): 161-166.
- [16] 孙亚南, 陈友玲, 王超, 等. 基于隶属度函数的车间协同调度方法[J]. 计算机应用研究, 2011, 28(10): 3739-3741.
- [17] Du Mingfang, Fang Jianjun, Wang Lipeng. Design of a parameter self-tuning fuzzy-PID controller of a library robot manipulator[C]//Proc of International Conference on Electronics, Communications and Control. 2011: 4111-4115.
- [18] Van Der Heijden H, Verhagen T. Understanding online purchase intentions: contributions from technology and trust perspectives[J]. European Journal of Information Systems, 2003, 12(1): 41-48.
- [19] Ghose A, Ipeirotis P G. Estimating the helpfulness and economic impact of product reviews: mining text and reviewer characteristics[J]. IEEE Trans on Knowledge and Data Engineering, 2011, 23(10): 1498-1512.
- [20] Zhang Zunqiang, Wei Qiang, Chen Guoqing. Estimating online review helpfulness with probabilistic distribution and confidence[C]//Proc of the 7th International Conference on Intelligent Systems and Knowledge Engineering. Berlin: Springer, 2014: 411-420.
- [21] Huang A H, Chen Kuanchin, Yen D C, et al. A study of factors that contribute to online review helpfulness[J]. Computers in Human Behavior, 2015, 48(2): 17-27.
- [22] Seghouane A K. New AIC corrected variants for multivariate linear regression model selection[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2011, 47(2): 1154-1165.
- [23] 王惠文, 孟洁. 多元线性回归的预测建模方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2007, 33(4): 500-504.
- [24] 杨宜平, 周由胜. 两样本均值的假设检验及其 R 软件实现[J]. 教育教学论坛, 2013(20): 213-214.

(上接第 3561 页)

- [8] 王平, 代宝. 消费者在线评论有用性影响因素实证研究[J]. 统计与决策, 2012(2): 118-120.
- [9] Lee S, Cho J. Predicting the helpfulness of online reviews using multilayer perceptron neural networks[J]. Expert Systems with Applications, 2014, 41(6): 3041-3046.
- [10] Krishnamoorthy S. Linguistic features for review helpfulness prediction[J]. Expert Systems with Applications, 2015, 42(1): 3751-3759.
- [11] 郝媛媛, 叶强, 李一军. 基于影评数据的在线评论有用性影响因素研究[J]. 管理科学学报, 2010, 13(8): 78-88.
- [12] 郑时. 旅游在线评论有用性影响因素分析[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2011.
- [13] Ghose A, Panagiotis G. Designing novel review ranking systems: predicting usefulness and impact of reviews[C]//Proc of the 9th International Conference on Electronic Commerce. New York: ACM Press, 2007: 303-310.
- [14] Lazarsfeld P F, Berelson B, Gaudet H. The people's choice[M]. New York: Columbia University Press, 1968.
- [15] Lapierre J. Customer-perceived value in industrial contexts[J]. Journal of Business & Industrial Marketing, 2000, 15(2): 122-145.