

奖励政策对不同用户群体在线评论效价和质量的影响研究

杨弦¹, 王智慧², 吴江宁²

(1. 东北财经大学管理科学与工程学院, 大连 116025; 2. 大连理工大学经济管理学院, 大连 116024)

摘要 产品的在线评论作为一种网络口碑对消费者选择产品和商家改进产品质量都有着重要地作用, 电商平台为了获取更多在线评论, 采取了奖励措施来促进用户发表评论。现有文献研究了好评奖励对评论效价的影响, 而本文进一步考虑用户的异质性, 探究了奖励政策对于不同类型用户群体的评论效价和评论质量两个维度的影响。以亚马逊和当当网在卖的 84 本图书 102,175 条评论的真实数据为例, 采用计量经济学中的双重差分模型进行实验, 结果表明奖励政策对评论效价和评论质量都有显著的影响, 具体地, 奖励政策对用户评分和评论文本长度有正向影响, 对评论有用性有消极影响, 且不同满意度的用户群体对于奖励的反应存在不同。最后基于实验结果提出了相应的管理启示, 可辅助在线平台制定合理的评论奖励政策。

关键词 在线评论; 奖励政策; 刺激机体反应理论; 双重差分模型

Research on the Influence of Reward Program on the Valence and Quality of Online Reviews by Different User Groups

YANG Xian¹, WANG Zhihui², WU Jiangning²

(1. School of Management Science and Engineering, Dongbei University of Finance and Economics, Dalian 116025, China; 2. School of Economics and Management, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China)

Abstract The online platform provides a mechanism for users to post reviews about the product and service after consumption, and users generate online reviews spontaneously. Reward as an incentive is the most common one, stimulating more users to

收稿日期: 2022-08-06

基金项目: 国家自然科学基金 (72101051)

Supported by National Natural Science Foundation of China (72101051)

作者简介: 杨弦, 副教授, 研究方向: 大数据与商务分析、数据挖掘, E-mail: yangxian1600@126.com; 王智慧, 硕士研究生, 研究方向: 在线评论与数据挖掘, E-mail: moniansoul@icloud.com; 吴江宁, 教授, 研究方向: 数据挖掘与商务智能, E-mail: jnwu@dlut.edu.cn.

post reviews. The paper use the difference-in-differences model to verify the hypothesis, divide the experimental subjects into the treatment group and the control group to conduct natural experiments, and divide user online reviews into two aspects: Review valence and review quality, and explore the effect of reward program. This paper takes online book review data as an example, selects Amazon.cn and Dangdang.com as the research platform, and collects 102,175 review data for books on the two websites. The experimental results show that the reward program can effectively improve the rating in the review valence and at the same time encourage users to work harder when writing online reviews, but the reward program inhibits the usefulness of user reviews. The sensitivity of different users to the reward program is different. It is reflected in users who are less satisfied with the product. The reward program can significantly improve the text sentiment value in their review valence, while for users with higher product satisfaction, it can significantly improve rating and the effort of writing reviews. This article puts forward corresponding management enlightenment based on different research hypotheses. Online platforms should set up different review reward mechanisms in different situations according to needs.

Keywords online reviews; reward program; SOR theory; DID model

1 引言

用户在电商平台上购买产品后撰写的评价作为产品网络口碑的一种重要载体, 对其他消费者的购买决策, 以及商家的信誉和收入产生了显著影响 (Fang et al. (2022), 齐托托等 (2022)). 此外, 一些研究发现在线评论还可以帮助商家挖掘产品需求趋势和对产品进行定价 (沈超等 (2021), Feng et al. (2019)). 鉴于在线评论所带来的好处, 一些电商平台提供了奖励激励, 以此鼓励用户撰写在线评论, 例如当当网和京东等.

奖励对用户的在线评论会产生一定的影响, 目前研究发现用户撰写评论的动机主要分为内在动机和外在动机两种 (Khern-Am-Nuai et al. (2018)). 撰写评论的内在动机来源于社会互动、实现自身价值等, 撰写评论的外在动机则来源于经济激励 (Hennig-thurau et al. (2004)). 一方面, 社会交换理论表明用户在受到好处的时候, 自己也会付出某种回报 (Wasko and Faraj (2005)). 平台的奖励会使用户增加对平台的好感, 进而改变评论行为, 使评论更积极. 另一方面, 大多数没有外在刺激的在线平台, 用户发表评论都是依靠内在动机. 研究表明在奖励这种外在激励下, 有可能会抑制其发表评论行为的内在动机, 使评论更加消极 (Sun et al. (2017)).

依据用户生成评论的动机不同, 电商平台为求评价效益最大化, 所采取的奖励政策也不尽相同. 目前的电商平台大体上可以分为两种, 第一种, 平台不采用奖励政策, 依靠用户内在动机自发进行评论, 类似于 Amazon. 第二种, 平台采用奖励政策来鼓励用户进行评论, 其中, 一些平台致力于促进在线评论的行为, 只要用户发表评论, 就会给予一定的奖励金额, 例如当当网、京东、Best Buy 等, 而其他平台则致力于提高在线评论的质量, 需要用户发表高质量评论才能够得到奖励, 类似于 Epinions. 有研究发现随着在线评论数量的增加, 购买意愿也随之增加, 且评论的质量对消费者的购买意愿产生积极影响 (Park et al. (2007)). 通过奖励

可以激励用户发表更多地评论,然而,是否存在用户为了获得奖励而撰写无用评论的情况,这样评论奖励增加了评论数量,但却对评论质量毫无贡献。

此外,用户存在异质性,在分析用户撰写的评论时,无法忽略个体在选择中作出的不同反应。现有研究表明,平台上产品的在线评价呈J型曲线(Hu et al. (2017))。用户非常满意的情况下表现主动,且评分较高;而用户在非常不满意的条件下,同样也表现主动,且评分较低。满意度高的用户和满意度低的用户发表的在线评论存在显著差异。

因此,本文提出两个研究问题:1)奖励政策对用户在线评论会产生什么影响,具体地,平台引入评论奖励会如何影响评论的效价和评论的质量?2)针对不同类型用户,奖励对其评论的影响是否会不同?

目前对于奖励的研究,大多数学者聚焦于有条件的奖励,如“好评奖励”(曾慧等(2018),李婷婷和李艳军(2016),张靖祎(2020))。而本文致力于研究“奖励政策”,即撰写评论即可收到奖励,而不是只对写好评有奖励,并深入研究奖励政策对评论效价和评论质量两个维度的影响。在用户群体种类方面,之前的研究只考虑了单一用户对评论的影响不同(Burtch et al. (2018), Labsomboonsiri et al. (2022)),对于高满意度和低满意度两种不同类型的用户,奖励政策的不同影响作用研究还尚未涉足,因此,本文进一步深入地对比研究了奖励政策对于两种不同类型用户的在线评论的影响。

2 理论基础与研究假设

2.1 刺激机体反应理论与奖励政策

刺激机体反应理论(SOR理论),是指用户在接受刺激时,形成自己的情感认知,并会做出与刺激相应地个体反应。SOR理论强调行为的过程和目的,能够反映出用户心理的变化,可以用来解释奖励政策影响用户在线评论发生变化的机制。

奖励是一种刺激手段,在限定条件下激励用户做出某个期望方向的反应。奖励作为外在刺激,有研究表明奖励可能会对用户发表评论的内在动机产生削弱作用(Deci and Ryan (1985))。奖励的存在,也会使用户在发表评论时,更加注重自己得到的奖励,而忽视内在动机,诸如个人价值的实现、帮助他人的行为。尽管奖励的存在会对内在动机产生削弱作用,但是这种削弱作用是能够避免的。奖励对于内在动机的影响是有条件的,同时,在条件得当的情况下,反而会促使内在动机有所增强。因此本研究从影响在线评论动机的角度出发,考虑内在刺激和外在刺激的共同影响,研究奖励政策对用户在线评论的影响作用。

2.2 评论效价与奖励政策

奖励是给予用户撰写评论的报酬,社会交换理论表明,用户收到了某种报酬,同时也会付出报酬,这是一个交换的过程。在用户受到平台给予的奖励报酬的同时,用户撰写评论作为自己对于给平台的报酬,完成了一个社会交换过程。Avery et al. (1999)建立了产品评论的博弈理论模型,通过说明评论者受到奖励,承担了撰写评论的个人成本,即付出撰写评论的努力以及使用未知产品的风险等,让其他人免费获得这些评论。Moon et al. (2008)通过互联网问答机制,建立实验模型,发现提供反馈信息的用户,相比于没有收到反馈的用户,能够回答数目更多的问题。因此,在这个交换过程中,奖励有可能会对评论效价产生正向的影响。

另一方面,从用户发表评论动机理论出发,有部分学者的研究表明,奖励激励作为用户撰写评论的外在动机,会对用户发表评论的内在动机产生抑制作用(Hu et al. (2017), 曾慧等(2018)).此外,Frey et al. (2001)发现引入经济奖励后,用户的声誉效应也处于风险之中,无法得知撰写评论的真实动机是否是无私的,随之而来的是用户信用的下降.Sun et al. (2017)发现引入经济奖励,会抑制用户的社会关联,即粉丝数目越多的用户,但在引入奖励之后,用户处于信用风险之中,其发布的评论数也随之下降.因此,奖励能够对用户发表评论产生抑制作用,以中和自身受抑制的信用风险.

由上述分析可知,奖励能够作为对用户的报酬,引发用户的社会交换行为,并作为正向激励反馈给用户,增加用户对平台的好感,二者均能够对在线评论效价产生正向的刺激.评论效价包括用户评分和文本的情感分值,据此,本研究提出如下假设:

H1(a): 奖励政策对用户评分有积极的影响

H1(b): 奖励政策对文本情感有积极的影响

2.3 评论质量与奖励政策

衡量评论质量的指标有很多,如:评论长度、评论有用性和评论可读性.评论长度是评论信息量的表现,评论长度越长,用户撰写评论需要付出的努力程度就越多(李宗伟等(2021)).评论有用性是基于用户视角衡量的一种主观感知价值,评论有用性越高,评论对于用户的价值就会越高,越能影响阅读评论用户的购买决策.评论可读性是在线评论阅读难易程度的体现,评论可读性越好,对于用户来说,理解在线评论中的信息越容易.因此,本研究拟用评论长度、评论有用性和评论可读性作为评论质量的衡量标准.

引入奖励政策后,用户便会在奖励政策存在的条件下发表评论,对奖励敏感的用户、以及为了获取奖励而发表评论的用户而言,奖励便是这类用户发表评论的激励力量.期望理论认为,事件对于个体的激励是可以量化的,取决于个体得到预期结果的预期价值和达成该结果的期望概率的乘积.由期望理论分析可知,用户只要付出撰写评论的努力,即可获得预期的目标.一般来说,如果达到目标的概率越高,那么用户更有信心取得奖励,就会激发用户的信心,激励用户产生很强的评论意愿,使得用户更愿意发表评论.但是过于简单的奖励政策,也会让用户的目标变得很容易达成,从而用户不需要付出很多努力就可以轻易的拿到奖励,这在一定程度上会降低用户撰写评论的努力意愿.对于想要拿到奖励的用户而言,只要撰写评论即可获得奖励,对于评论质量没有要求的情况下,用户便不会在评论质量上付出更多地努力.然而撰写长评论、有用性高、易于理解的评论均需付出更多地努力,因此受奖励激励的用户其评论长度、评论有用性和评论可读性可能会有所降低.

与此同时,奖励可能会对在线评论的内在动机产生抑制作用,Qiao and Lee (2020)的研究结果表明,在线评论的内在动机受到抑制,其外在表现为评论效能降低.以上分析可知,奖励政策会使评论效能降低,评论中可能会出现较短的评价、较低的有用性以及较低的词法丰富性.因此,本文通过实证的研究进行验证奖励对于在线评论的作用,提出研究假设 H2:

H2(a): 奖励政策对评论长度有消极的影响

H2(b): 奖励政策对评论有用性有消极的影响

H2(c): 奖励政策对评论可读性有消极的影响

2.4 不同用户群体的在线评论与奖励政策

不同用户对于产品的心理预期不同、购买体验不同,导致了用户满意度的差异,评论效价是将受到用户满意度的驱动。相关研究通过实验的方式进行了验证,发现用户对于产品的满意度越高,其对于产品的情感和态度就越好,发表评论中的评分越高(张靖祎(2020))。不同满意度的用户,其发表评论的表现是不同的。

现有研究证实了用户满意度与用户发表评论之间的显著关系。Hu et al. (2017) 的研究表明了,用户满意度和用户发表评论的意愿之间,存在着非对称 U 型关系,具体地,这种非对称的关系实际上是 J 型曲线,该类曲线意味着,极度满意和极度不满意的用户更倾向于发表关于自身购物体验的评论。因此,本文将重点关注高满意度和低满意度用户对于奖励的反应。

对于满意度低的用户而言,Verlegh et al. (2013) 的研究表明,在面对不满意用户时,奖励的存在能够使用户怀疑奖励的目的,即奖励是为了扭转不满意用户产生的产品口碑,此时,奖励存在反而会有负向的影响,即奖励的存在会降低不满意用户的评论效价。对于满意度高的用户而言,奖励是对于用户的正向刺激,用户在原本满意的条件下,接受奖励能够增强用户的满意度,容易产生更高的正面评价。Schmitt et al. (2011) 的研究也表明奖励能够增加满意度高用户的正面评价,因此,提出以下假设 H3。

H3(a): 针对满意度低的用户,奖励对用户评分有消极的影响

H3(b): 针对满意度低的用户,奖励对文本情感有消极的影响

H3(c): 针对满意度高的用户,奖励对用户评分有积极的影响

H3(d): 针对满意度高的用户,奖励对文本情感有积极的影响

同时,对于满意度低的用户,其发表评论的内在动机较强,更愿意对自己购买体验和商品质量与预期期望的不符进行阐述(Hu et al. (2017))。Xiang et al. (2017) 和史达等(2020) 的研究发现消费者在发表负面评价表达不满时会花更多的心思去写更长的评论,这些负面评价具有较高的评论质量,评论的可读性较好且评论有用性较大。然而,这些满意度低的用户在接受了奖励刺激后,由于怀疑奖励的目的,并进一步表达不满的情绪,也不会付出太多的努力去撰写高质量的评论(Qiao et al. (2020)),因此针对满意度低的用户,奖励会对评论质量产生消极的影响。

对于满意度高的用户,其发表评论的内在动机是最强的,在没有奖励存在的条件下就更愿意发表评论表达自己对商品或服务的满意(Hu et al. (2017))。而当有评论奖励后,受内在动机和外在动机一致性的影响,其评论意愿得到增强(Schmitt et al. (2011)),发表评论时会付出更多地努力,从而发表高质量的评论。Wirtz et al. (2002) 研究表明针对满意度高的用户,奖励能够对用户的满意状态产生一定的积极影响。由此,提出以下研究假设 H4。

H4(a): 针对满意度低的用户,奖励对评论长度有消极的影响

H4(b): 针对满意度低的用户,奖励对评论有用性有消极的影响

H4(c): 针对满意度低的用户,奖励对评论可读性有消极的影响

H4(d): 针对满意度高的用户,奖励对评论长度有积极的影响

H4(e): 针对满意度高的用户,奖励对评论有用性有积极的影响

H4(f): 针对满意度高的用户,奖励对评论可读性有积极的影响

根据以上分析,构建如图 1 所示的理论模型。

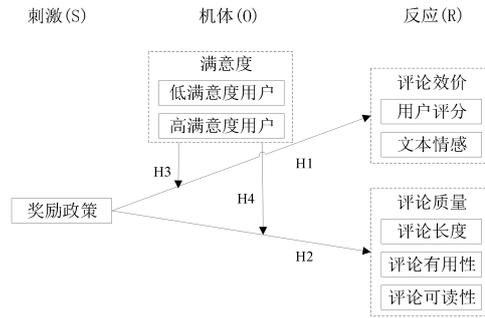


图 1 理论模型

3 数据收集及处理

3.1 产品及平台选择

本研究采用自然实验, 将实验对象分为控制组和实验组, 利用双重差分方法, 探究奖励政策对在线评论产生的影响作用. 选取图书作为实验对象, 并选择了亚马逊中国 (amazon.cn) 和当当网 (dangdang.com) 分别作为本实验的控制组和实验组, 理由如下:

首先, 在研究期间, 这两个网站作为在线电商网站, 在图书销售领域, 具有一定数量的用户和用户在线评论基础, 且二者发展趋势相当. 其次, 在 2018 年以前, 两个网站均不采取任何激励措施鼓励用户发表评论, 在线评论属于基于评论内在动机下的自发行为. 在 2018 年 1 月 1 日以后, 当当网引入“银铃铛计划”, 用户撰写评论即可获得银铃铛作为奖励, 银铃铛具有一定的价值, 可以在购买电子书籍时作为货币使用等. “银铃铛计划”区别于其他电商中的“好评计划”, 只要用户撰写评论即可获得奖励, 是基于无条件下的奖励政策, 满足本研究拟探究的奖励政策. 且当当网的奖励政策, 直至实验观测期结束一直存在.

3.2 数据预处理

图书种类众多, 选取不同类型的图书作为研究对象, 能够避免实验带来的偶然性问题. 本研究从 2017 年度豆瓣图书排行榜中, 随机选择了 84 本图书为本研究的实验对象. 以 2018 年 1 月 1 日引入奖励政策为时间中点, 为确保样本量相对平衡, 将实验对象的评论时间周期确定为 2017–2019 年.

以同一 ISBN 定位同一本书, 分别从亚马逊中国网站和当当网两个网站上, 爬取了图书名称、ISBN 号、出版时间、价格、综合评分等信息. 对于图书评论, 针对每一条评论数据, 爬取了评论用户名称、评分、评论时间、评论文本内容、评论点赞数等字段, 作为每条评论的原始数据. 最后从亚马逊中国网站上共收集了 5,479 条评论数据, 从当当网上收集了 96,696 条评论数据.

利用数据分析手段, 对原始数据清洗和处理, 并进行评论效价和评论质量的计算. 本研究采用深度学习中 LSTM 算法对在线评论文本的情感进行量化计算, LSTM 可以关注文本的全局性, 输出更加准确的文本情感值, 使用 LSTM 算法得到文本情感值量化的量化区间为 $[0\sim 1]$ 之间, 其中, $[0\sim 0.5]$ 为负向情感, $[0.5\sim 1]$ 为正向情感. 我们对 LSTM 情感分析方法结

果的准确性进行了验证,从收集的图书评论数据集中随机抽取了200条评论,并指派两位注释者手动的对文本情感进行标注,取两位注释者标注的平均文本情感分值为最终的标注结果.最后,将LSTM情感分析方法得出的文本情感分值与注释者标注的平均文本情感分值进行误差比较,采用均方根误差RMSE作为衡量指标,计算公式如下:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (S_i - S'_i)^2}. \quad (1)$$

计算得到均方根误差为0.18.此外,我们还计算了LSTM情感分析方法得出的文本情感分值与注释者标注的平均文本情感分值的Pearson相关性系数为0.89,该结果显示LSTM方法得到的情感分析结构较为可靠,可以支撑后续实验.最后,我们采用Flesch-Kincaid公式进行文本可读性的计算,得到的量化数值代表了阅读能力,即数值越大,则文本阅读程度越难.计算公式如下:

$$\text{FKRA} = (0.39 \times \text{ASL}) + (11.8 \times \text{ASW}) - 15.59, \quad (2)$$

其中ASL表示平均句子长度,ASW表示平均单词字节数.最后,以周为单位进行构造时间序列,对每本书下的评论数据以自然周为时间单位进行归一化处理,所有数据的描述性统计分析结果如表1所示.

由表1可知,当当网对于图书评分的打分普遍高于亚马逊,且当当网撰写在线评论文本的长度普遍低于亚马逊,在评论文本情感值、评论有用性和可读性上暂无明显差异.这代表了两个网站用户的评论偏好有所不同.

表1 描述性统计分析

网站	在线评论	变量	均值	标准差	最小值	最大值
亚马逊	评论效价	用户评分	8.99	2.00	1	10
		文本情感值	0.57	0.40	0.01	0.99
	评论质量	评论文本长度	65.40	132.14	3	4319
		评论有用性	0.65	1.42	0	19
		评论可读性	7.34	3.40	-2.35	36.7
当当网	评论效价	用户评分	9.73	0.99	1	10
		文本情感值	0.74	0.34	0.002	0.99
	评论质量	评论文本长度	22.67	29.86	1	308
		评论有用性	0.08	2.14	0	283
		评论可读性	6.91	4.32	-3.48	37.78

4 双重差分实验设计

4.1 模型设计和变量解释

1) 模型 I: 标准双重差分模型

结合本研究问题,建立如下标准双重差分模型:

$$y_{ij|k} = \beta_0 + \beta_1 \times \text{Post} + \beta_2 \times \text{Treat} \times \text{Post} + \beta_3 \times \text{Treat} + \alpha_i + \varepsilon_{ij|k}. \quad (3)$$

本研究时间周期以周为单位, 在模型中, $y_{ij|k}$ 代表用户在第 j 周对于第 i 本书在 k 平台的评论变量. 在模型中, Post 变量表示时间虚拟变量, 若评论发表时间在引入奖励的时间节点前, $Post = 0$, 反之 $Post = 1$; Treat 变量表示政策虚拟变量, 本实验中亚马逊中国网无奖励政策, 为控制组, $Treat = 0$, 当当网在时间节点引入奖励政策, 为实验组, $Treat = 1$. 模型中的实验分为了四组, 包括: 政策实施前的控制组, 政策实施后的控制组, 政策实施前的实验组, 政策实施后的实验组. α_i 表述固定效应, $\varepsilon_{ij|k}$ 表示每条评论的随机扰动项. β_2 代表了时间政策 $Treat \times Post$ 的交互项, 反映了奖励政策对于评论变量所造成的影响. 如果系数 $\beta_2 > 0$, 即表明奖励政策对于变量有正向的影响, 反之则为负向的影响.

2) 模型 II: 考虑累积效应的双重差分模型

使用上述双重差分方法, 可以解释奖励政策对于在线评论的影响作用, 然而, 在线评论发生变化并不仅仅受奖励这一个单一因素的影响, 除了双重差分模型所需的基本时间虚拟变量和政策虚拟变量外, 本研究考虑加入其他影响用户在线评论变化的变量因素.

首先, 我们考虑了前续评论对后续评论的累计影响. 后续用户发表评论会受到前续累计评论的影响 (Sun et al. (2017)), 前续评论对于后续用户发表在线评论的作用是我们无法忽视的, 因此, 在模型设计时, 有必要将前续评论的累积量作为变量, 观察后续在线评论的变化. 对于在线评论而言, 前续评论产生影响的模型如下:

$$y_{ij|k} = \beta_0 + \beta_1 \times \log n_{ij|k} + \alpha_i + \varepsilon_{ij|k}, \tag{4}$$

其中, $n_{ij|k}$ 则代表了前续评论的总个数, 其系数 β_1 能够反映出随着历史评论的积累, 新在线评论的变化趋势. 以评论效价中的评分为例, 对引入奖励政策前后两个网站的评分变化趋势进行测量, 得出结果如表 2 所示.

以评分为例观测累积评论的效应, β_1 系数变化结果表明在奖励引入前, 亚马逊和当当网的用户评分都呈现下降的趋势, 引入奖励政策后, 亚马逊的评分依旧是下降趋势, 然而当当网

表 2 评分变化趋势

变量	奖励前		奖励后	
	亚马逊中国 (无奖励)	当当网 (无奖励)	亚马逊中国 (无奖励)	当当网 (有奖励)
$\log n_{ij}$	-0.205* (0.112)	-0.99** (0.404)	-0.103 (0.067)	0.141 (0.151)
Constant	4.694*** (0.1)	4.675*** (0.538)	10.51*** (0.51)	9.204*** (0.239)
Observations	1,118	1,027	2,631	5,234
R-squared	0.105	0.137	0.093	0.023

注: *** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$.

的评分呈现上升的趋势. 因此, 考虑历史评论的影响, 构建如下模型:

$$y_{ij|k} = \beta_0 + \beta_1 \times Post + \beta_2 \times Treat \times Post + \beta_3 \times Treat + \beta_4 \times \log n_{ij|k} + \beta_5 \times X + \alpha_i + \varepsilon_{ij|k}. \tag{5}$$

因此, 模型 II 中不仅引入了累计评论的影响, 同时加入了控制变量. 在本研究中, 考虑到图书的价格也会影响在线评论, 因此本文将价格当作控制变量引入到模型中, 以增强模型的适用性和可解释性.

4.2 平行趋势检验

基于两个不同的网站进行奖励政策对在线评论影响作用这一自然实验的研究, 在假设验证之前, 需要保证两个网站的在线评论变化趋势是一致的, 才能够保证引入政策之后评论发生的变化是由奖励政策引起的, 而非两个网站自身因素, 因此, 本文对两个网站的平行趋势进行了检验. 本研究以评论的用户评分为例, 进行网站的平行趋势验证, 用户评分的直观平行趋势验证图如图 2 所示.

从图 2 中可以看出, 在 2018 年以前, 二者评分的变化趋势是一致的, 且变化较为平缓, 2018 年之后, 评分的走向发生了变化, 当当网评分趋势上升, 而亚马逊网的评分趋势下降, 判断为受到了政策的影响.

本研究进一步比较 2014–2019 年间各年的交互项系数, 以验证共同趋势, 结果如图 3 所示. 从图 3 中可以看到, 随着 2018 年引入了奖励政策, 交互项系数上升, 随后保持在一个水平, 说明政策的效果在持续. 通过直观趋势图和交互项系数两种方法, 进行了平行趋势验证, 得到的共同结果是两个网站在奖励引入前, 是有共同趋势的. 因此, 可以使用亚马逊中国和当当网上的图书在线评论数据, 并采用双重差分的方法进行假设验证.

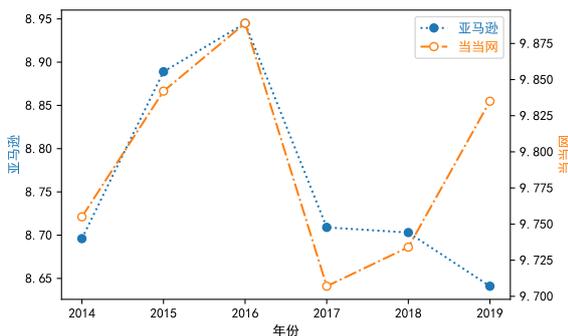


图 2 平行趋势验证直观趋势图

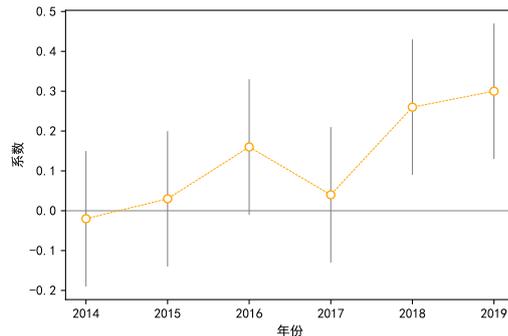


图 3 平行趋势验证交互项系数图

5 假设验证与结果分析

5.1 对评论效价影响的假设验证

奖励政策对于评论效价和质量的影响作用如表 3 所示. 变量 $gd = \text{Treat} \times \text{Post}$, 即双重差分模型中的交互项, 交互项的系数说明了奖励政策对于评论效价的影响作用. 由表中结果可知, 用户评分的交互项系数在模型 I 和模型 II 中分别为 0.163 和 0.168 ($p < 0.01$), 即奖励政策对于用户评分有显著正向的影响, 而奖励政策对于文本情感的影响却不显著. 此外, 表 3 中用户评分是平台自有的变量, 而文本情感值等变量是通过文本评论计算出来的变量, 因此用户评分在模型中的解释性也较高. 因此, 由实验结果可知奖励政策的确会给用户带来某种好感, 增加在线评论的效价, 但这种正向影响更多体现在用户评分上, 所以假设 H1(a) 得到了验证, 假设 H1(b) 不成立.

5.2 对评论质量影响的假设验证

由表 3 可知, 奖励对于在线评论长度具有显著正向影响 (评论长度的交互项系数在模型 I 和模型 II 中分别为 12.1 和 13.01 ($p < 0.01$)), 换言之, 引入奖励政策能够促使用户撰写更加长的在线评论. 对于评论有用性, 奖励政策存在显著负向的影响 (评论有用性的交互项系数在模型 I 和模型 II 中分别为 -11.04 和 -13.75 ($p < 0.01$)), 即奖励对于用户撰写有用的评论存在抑制作用. 对于评论可读性, 奖励政策的影响是不显著的. 由此, 可以看到奖励政策对于评论质量的影响主要体现在评论长度和评论有用性这两个方面.

从结果来看, 奖励政策提升了用户撰写评论的长度, 即用户撰写评论时会付出更多地努力, 但是这种努力不体现在评论有用性和评论可读性上, 而仅仅体现在评论长度, 相反, 奖励反而削弱了用户评论的有用程度. 用户撰写有用性更高的评论动机主要来源于内在动机, 奖励作为外在刺激, 对于用户的内在动机是存在抑制作用, 而这种抑制作用便体现在对评论有用性的抑制上. 因此, 奖励政策对于评论质量的作用而言是一把双刃剑, 会使在线评论看上去更加长, 但却不如以前更加有帮助, 所以假设 H2(b) 得到了验证, 假设 H2(a) 和假设 H2(c) 不成立.

表 3 假设 H1 和 H2 验证结果

变量	评论效价				评论质量					
	用户评分		文本情感		评论长度		评论有用性		评论可读性	
	Model I	Model II	Model I	Model II	Model I	Model II	Model I	Model II	Model I	Model II
gd	0.163*** (0.043)	0.168*** (0.043)	0.0244 (0.016)	0.0229 (0.016)	12.10** (5.353)	13.01** (5.441)	-11.04*** (1.242)	-13.75*** (1.347)	-0.283 (0.292)	-0.259 (0.292)
Treat	5.199*** (0.028)	5.214*** (0.03)	0.153*** (0.011)	0.150*** (0.011)	-56.63*** (4.154)	-52.38*** (3.769)	17.42*** (1.214)	3.942*** (0.778)	0.373* (0.206)	0.430* (0.249)
Post	-0.096** (0.041)	-0.091** (0.041)	-0.048*** (0.016)	-0.0486*** (0.016)	-10.85** (5.331)	-8.584 (5.223)	-2.527*** (0.378)	-10.83*** (0.769)	0.148 (0.188)	0.160 (0.193)
logn _{ij}		-0.0151 (0.011)		0.0018 (0.0039)		-5.348*** (1.074)		18.82*** (1.078)		-0.049 (0.099)
Price		-0.00027 (0.0002)		0.00013** (6.34e × 10 ⁻⁵)		-0.00329 (0.0163)		-0.036*** (0.007)		-0.0019 (0.0013)
Constant	4.467*** (0.025)	4.499*** (0.031)	0.588*** (0.01)	0.580*** (0.012)	80.19*** (4.140)	87.45*** (5.195)	3.899*** (0.377)	-20.75*** (1.399)	7.496*** (0.085)	7.640*** (0.164)
Observations	10,010	10,010	10,001	10,001	10,010	10,010	9,829	9,829	10,010	10,010
R-squared	0.903	0.903	0.066	0.067	0.105	0.108	0.040	0.153	0.000	0.000

注: *** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$.

5.3 对不同用户在线评论影响的假设验证

针对低满意度用户, 奖励对于其评论效价和评论质量的影响验证结果如表 4 所示. 从表 4 可知, 低满意度用户奖励政策对其在线评分产生显著负向作用 (用户评分的交互项系数在模型 I 和模型 II 中分别为 -0.394 和 -0.396 ($p < 0.01$)), 即奖励政策能够让满意度低的用户打分变得更低. 然而, 奖励政策对于低满意度用户的评论文本情感的影响却是显著正向的 (文本情感的交互项系数在模型 I 和模型 II 中分别为 0.139 和 0.149 ($p < 0.01$)), 即奖励政策能够使用户撰写情感更加积极正向的评论.

分析可以得知, 对于低满意度用户, 尽管引入了奖励政策, 并不能改变其给产品打低分的状态, 甚至会降低用户打分, 但是奖励政策也并不是全无好处, 它能够提升用户评论文本中情感值. 假设 H3(a) 得到验证, 假设 H3(b) 不成立. 同时, 奖励政策对于低满意度用户的评论质量各量化指标的影响均不显著. 因此, 我们可以得出结论, 奖励政策对于低满意度用户的评

表4 低满意度用户假设 H3 和 H4 验证结果

变量	评论效价				评论质量					
	用户评分		文本情感		评论长度		评论有用性		评论可读性	
	Model I	Model II	Model I	Model II	Model I	Model II	Model I	Model II	Model I	Model II
gd	-0.394*** (0.108)	-0.396*** (0.109)	0.139*** (0.0466)	0.149*** (0.0470)	4.556 (12.95)	3.687 (12.83)	0.0596 (0.172)	-0.0996 (0.166)	-0.0263 (0.527)	0.0387 (0.520)
Treat	0.990*** (0.067)	0.993*** (0.068)	-0.0879*** (0.0315)	-0.0886*** (0.0313)	-33.21*** (7.965)	-30.69*** (7.641)	0.250 (0.161)	0.125 (0.156)	-1.244*** (0.353)	-1.203*** (0.370)
Post	0.0288 (0.061)	0.0326 (0.063)	-0.105*** (0.0396)	-0.109*** (0.0395)	-4.295 (12.50)	-1.354 (12.55)	-0.486*** (0.131)	-0.580*** (0.138)	0.313 (0.404)	0.333 (0.412)
$\ln n_{ij}$		-0.00393 (0.0552)		-0.0191 (0.0176)		-4.959 (3.381)		0.688*** (0.0845)		-0.235 (0.246)
Price		0.000227 (0.000713)		-0.000370 (0.000230)		0.168** (0.0746)		-0.0025*** (0.000733)		0.000251 (0.00264)
Constant	1.371*** (0.035)	1.359*** (0.0644)	0.299*** (0.0274)	0.337*** (0.0349)	73.10*** (7.610)	65.53*** (7.780)	1.497*** (0.131)	1.172*** (0.118)	6.955*** (0.259)	7.102*** (0.360)
Observations	837	837	837	837	837	837	827	827	837	837
R-squared	0.168	0.168	0.014	0.018	0.050	0.063	0.030	0.118	0.023	0.024

注: *** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$.

论质量没有影响, 假设 H4(a)、H4(b) 和 H4(c) 不成立.

针对高满意度用户, 奖励对于其评论效价和质量的影响验证结果如表 5 所示. 由表 5 可知, 对于高满意度用户而言, 奖励政策对其用户评分有显著正向影响 (用户评分的交互项系数在模型 I 和模型 II 中分别为 0.11 和 0.108 ($p < 0.01$)), 对文本情感的影响不显著. 可以得出奖励政策能够提升高满意度用户的评分, 但是对于高满意度用户评论文本中的情感影响不显著. 因此, 假设 H3(c) 得到验证, 假设 H3(d) 不成立.

同时, 对于高满意度用户, 奖励政策对其评论长度有显著正向的作用, 对评论有用性有显著负向的作用, 对于评论可读性作用不显著. 可以看出, 奖励政策对高满意度用户评论质量的作用, 主要体现对其在评论长度和评论有用性的影响上. 从理论层面看, 奖励对于用户而言, 是正向的刺激, 而满意度高的用户又具有比较强的评论意愿, 奖励激励的方向和其自身内在动机的方向相一致, 进而在撰写评论时会付出更多地努力, 其外化表现为用户撰写评论文本变长. 然而, 奖励政策对于高满意度用户评论有用性的影响却是抑制作用, 这意味着尽管高满意度用户接受了奖励激励, 但是却不愿花费心思撰写更加有用的评论. 所以, 假设 H4(d) 得到了验证, 假设 H4(e) 和 H4(f) 不成立.

表5 高满意度用户假设 H3 和 H4 验证结果

变量	评论效价				评论质量					
	用户评分		文本情感		评论长度		评论有用性		评论可读性	
	Model I	Model II	Model I	Model II	Model I	Model II	Model I	Model II	Model I	Model II
gd	0.11*** (0.018)	0.108*** (0.018)	0.0187 (0.017)	0.0165 (0.017)	11.12* (5.75)	12.11** (5.824)	-10.73*** (1.213)	-13.34*** (1.328)	-0.282 (0.308)	-0.258 (0.308)
Treat	4.979*** (0.012)	4.98*** (0.013)	0.132*** (0.011)	0.129*** (0.012)	-55.32*** (4.298)	-50.96*** (3.974)	16.97*** (1.185)	3.111*** (0.757)	0.334 (0.21)	0.379 (0.256)
Post	-0.055*** (0.017)	-0.052*** (0.017)	-0.045*** (0.016)	-0.044*** (0.016)	-9.975* (5.73)	-7.902 (5.664)	-2.412*** (0.362)	-10.56*** (0.772)	0.129 (0.21)	0.132 (0.216)
$\ln n_{ij}$		-0.004 (0.005)		0.001 (0.004)		-5.116*** (0.954)		18.48*** (1.067)		-0.034 (0.102)
Price		0.0003*** ($7.59e \times 10^{-5}$)		0.0002*** ($6.27e \times 10^{-5}$)		-0.016 (0.015)		-0.0346*** (0.006)		-0.002 (0.001)
Constant	4.838*** (0.01)	4.831*** (0.013)	0.619*** (0.011)	0.609*** (0.013)	78.59*** (4.285)	85.85*** (5.159)	3.757*** (0.361)	-19.72*** (1.354)	7.568*** (0.094)	7.689*** (0.169)
Observations	9,723	9,723	9,714	9,714	9,723	9,723	9,556	9,556	9,723	9,723
R-squared	0.976	0.976	0.048	0.049	0.101	0.104	0.039	0.152	0.000	0.000

注: *** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$.

6 结论

6.1 研究结果

本研究探究了奖励政策对在线评论效价和质量的影响,同时根据用户满意度将用户进行分类,探究不同用户群体对于奖励政策的敏感程度.本研究采用双重差分方法进行假设验证,分别从亚马逊中国网站和当当网站爬取了84本相同图书的在线评论数据,保证了实验周期为奖励政策引入前后各一年进行实证研究,得到了奖励政策的影响效果如下:

1) 相比于无奖励情况而言,奖励政策对于用户在线评论效价和评论质量均有影响作用,具体地,奖励政策对用户评分和评论长度有积极的作用,而对评论有用性有消极的作用.这意味着引入奖励后,消费者倾向于对产品打更高的评分,撰写更加长的评论文本,但是在线评论的有用性却有所降低.

2) 奖励政策对于不同用户而言,其影响作用是不同的.对于低满意度用户而言,奖励政策对用户评分有抑制作用,对评论文本情感值有促进作用.对于高满意度用户而言,奖励政策对用户评分和评论长度有积极影响,而对评论有用性有消极影响.该结果表明奖励激励使高满意度用户撰写更长的评论,但该类用户并不会花费更多地努力撰写更有用的评论.

6.2 理论贡献

本研究具有一定的理论贡献,主要体现在以下三个方面:

1) 扩展了无条件的奖励政策对用户评论的影响研究.目前对于奖励的研究,大部分聚焦于“好评奖励”对用户评论的影响(曾慧等(2018),李婷婷和李艳军(2016),张靖祎(2020)),而关于无条件的奖励政策,即撰写评论即可收到奖励的政策却鲜有涉及,本文研究无条件的奖励政策对用户评论的影响,弥补了现有文献的缺口.

2) 本文引入了刺激机体反应理论作为本文的研究基础,将用户发表评论的内在动机和外在动机作为激励作用在用户上,探究用户的反应,即用户的在线评论会产生变化.本文不仅考虑了奖励这一外在激励,同时也考虑了内在激励的影响,从行为学的角度,对于奖励影响在线评论的理论机制作了补充.

3) 本文将用户分为了高满意度用户和低满意度用户,对比分析了两类不同用户对在线评论的效价和质量两个维度的影响,和以往的文献(Burtch et al. (2018), Labsomboonsiri et al. (2022))只考虑单一用户对评论的影响不同,本文更全面地分析了奖励政策对两类不同用户的评论效价和评论质量影响,丰富了用户评论的相关研究.

6.3 管理启示及未来研究方向

本研究也具有一定的现实意义,基于本研究的实验结果提出的相应管理启示,可以更好的辅助平台制定奖励政策.

启示一:电商平台应该针对不同类型用户设置差异化的奖励政策,来提升评论效价,提高用户满意度.可以看到,奖励政策能够提升用户在线评分,但仅体现在高满意度用户上,对于满意度较低的用户会产生负向影响.而奖励政策对用户的情感体现在对满意度低的用户上,会使满意度低的用户情感值上升;对满意度高的用户无显著影响.因此,高/低满意度用户,在评论效价方面的表现对奖励政策的响应是不同的,应针对二者分别设置奖励政策.

启示二: 对于满意度高的用户设定奖励政策, 可以提高奖励的激励效率, 使用户撰写更长的评论, 但评论有用性会降低. 由于奖励政策对满意度较高的用户撰写文本长度有正向影响, 对评论有用性有负向影响, 据此, 平台根据对满意度高的用户提供不同奖励政策, 来增加长评, 但是应当注意到的是, 这种手段会降低评论的有用性. 因此应当慎重决策.

启示三: 针对评论奖励政策而言, 平台无需只单纯的奖励用户撰写好评, 奖励对评分有一个天然的提升作用, 可以提高用户的满意度.

本研究存在一定的局限: 一方面在衡量评论可读性时, 本研究选取了传统公式法, 后续研究可以考虑利用机器学习等方法提高用户可读性的衡量精度. 另一方面本研究在对于研究对象的选取上, 选取了图书这一个单一实验对象, 在将来的工作中可以进一步研究奖励政策对不同类型产品用户评论的影响.

参 考 文 献

- 李婷婷, 李艳军, (2016). “好评返现”如何影响消费者在线评论? —— 双通道心理账户的中介作用 [J]. 营销科学学报, 12(1): 133–152.
- Li T T, Li Y J, (2016). How Does the Cashback for Favourable Comment Impact on Consumer Online Review? — The Mediation Effect of Double-entry Mental Accounting[J]. Journal of Marketing Science, 12(1): 133–152.
- 李宗伟, 张艳辉, 夏伟伟, (2021). 卖家反馈能否引发高质量的在线评论信息? —— 基于淘宝网的实证分析[J]. 中国管理科学, 29(5): 221–230.
- Li Z W, Zhang Y H, Xia W W, (2021). Can Seller Feedback Trigger High Quality Online Reviews? — Based on the Empirical Analysis of Taobao[J]. Chinese Journal of Management Science, 29(5): 221–230.
- 史达, 王乐乐, 衣博文, (2020). 在线评论有用性的深度数据挖掘 —— 基于 TripAdvisor 的酒店评论数据 [J]. 南开管理评论, 23(5): 64–75.
- Shi D, Wang L L, Yi B W, (2020). Deep Data Mining for Online Reviews Usefulness: Hotel Reviews Data on TripAdvisor[J]. Nankai Business Review, 23(5): 64–75.
- 齐托托, 赵宇翔, 汤健, 王天梅, (2022). 在线评论对知识付费产品购买决策的影响研究 —— 卖家回复的调节作用 [J]. 南开管理评论, 25(2): 147–158.
- Qi T T, Zhao Y X, Tang J, Wang T M, (2022). The Effect of Online Reviews on the Purchase Decision of Paid Knowledge Products: The Moderating Effect of Seller Responses[J]. Nankai Business Review, 25(2): 147–158.
- 沈超, 王安宁, 方钊, 张强, (2021). 基于在线评论数据的产品需求趋势挖掘 [J]. 中国管理科学, 29(5): 211–220.
- Shen C, Wang A N, Fang Z, Zhang Q, (2021). Trend Mining of Product Requirements from Online Reviews[J]. Chinese Journal of Management Science, 29(5): 211–220.
- 曾慧, 郝辽钢, 于贞朋, (2018). 好评奖励能改变消费者的在线评论吗? —— 奖励计划在网络口碑中的影响研究 [J]. 管理评论, 30(2): 117–126.
- Zeng H, Hao L G, Yu Z P, (2018). Can Reward Change Consumers' Online Reviews? — The Impact of Reward Program on E-word of Mouth[J]. Management Review, 30(2): 117–126.
- 张靖祎, (2020). 消费者满意度与好评奖励对在线评论的影响研究 [D]. 合肥: 中国科学技术大学.

- Zhang J Y, (2020). Study on Interaction between Satisfaction and Incentives on Online Review[D]. Hefei: University of Science and Technology of China.
- Avery C, Resnick P, Zeckhauser R, (1999). The Market for Evaluations[J]. *American Economic Review*, 89(3): 564–584.
- Burtch C, Hong Y, Bapna R, Griskevicius V, (2018). Stimulating Online Reviews by Combining Financial Incentives and Social Norms[J]. *Management Science*, 64(5): 2065–2082.
- Deci E, Ryan R, (1985). *Intrinsic Motivation and Self-determination in Human Behavior*[M]. New York: Plenum Press.
- Fang L, (2022). The Effects of Online Review Platforms on Restaurant Revenue, Consumer Learning, and Welfare[J]. *Management Science*, 68(11): 8116–8143.
- Feng J, Li X, Zhang M, (2019). Online Product Reviews-triggered Dynamic Pricing: Theory and Evidence[J]. *Information Systems Research*, 30(4): 1107–1123.
- Frey B S, Jegen R, (2001). Motivational Interactions: Effects on Behavior[J]. *Annals of Economics and Statistics*, 131–153.
- Hennig-thurau T, Gwinner K P, Walsh G, Gremler D D, (2004). Electronic Word-of-Mouth via Consumer-opinion Platforms: What Motivates Consumers to Articulate Themselves on the Internet?[J]. *Journal of Interactive Marketing*, 18(1): 38–52.
- Hu N, Pavlou P A, Zhang J, (2017). On Self-selection Biases in Online Product Reviews[J]. *MIS Quarterly*, 41(2): 449–471.
- Khern-Am-Nuai W, Kannan K, Ghasemkhani H, (2018). Extrinsic Versus Intrinsic Rewards for Contributing Reviews in an Online Platform[J]. *Information Systems Research*, 29(4): 871–892.
- Labsomboonsiri S, Mathews S, Luck E, Mulcahy R, (2022). Recognise Me or Pay Me? How Rewards for Online Restaurant Reviews Impact Continuity: A Cross-country Investigation[J]. *International Journal of Hospitality Management*, 106: 1–11.
- Moon J Y, Sproull L S, (2008). The Role of Feedback in Managing the Internet — Based Volunteer Work Force[J]. *Information Systems Research*, 19(4): 494–515.
- Park D H, Lee J, Han I, (2007). The Effect of On-line Consumer Reviews on Consumer Purchasing Intention: The Moderating Role of Involvement[J]. *International Journal of Electronic Commerce*, 11(4): 125–148.
- Qiao D, Lee S Y, Whinston A, Wei Q, (2020). Financial Incentives Dampen Altruism in Online Prosocial Contributions: A Study of Online Reviews[J]. *Information Systems Research*, 31(4): 1361–1375.
- Schmitt P, Skiera B, Christophe V D B, (2011). Referral Programs and Customer Value[J]. *Journal of Marketing*, 75(1): 46–59.
- Sun Y, Dong X, McIntyre S, (2017). Motivation of User-Generated Content: Social Connectedness Moderates the Effects of Monetary Rewards[J]. *Marketing Science*, 36(3): 329–337.
- Verlegh P W J, Ryu G, Tuk M A, Feick L (2013). Receiver Responses to Rewarded Referrals: The Motive Inferences Framework[J]. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 41(6): 669–682.
- Wasko M M, Faraj S, (2005). Why Should I Share? Examining Social Capital and Knowledge Contribution in Electronic Networks of Practice[J]. *MIS Quarterly*, 29(1): 35–57.
- Wirtz J, Chew P, (2002). The Effects of Incentives, Deal Proneness, Satisfaction and Tie Strength on Word-of-Mouth Behaviour[J]. *International Journal of Service Industry Management*, 13(2): 141–162.
- Xiang Z, Du Q, Ma Y, (2017). A Comparative Analysis of Major Online Review Platforms: Implications for Social Media Analytics in Hospitality and Tourism[J]. *Tourism Management*, (58): 51–65.