

在线产品评论对消费者剩余的影响¹

朱存根, 姚忠, 冯娇

(北京航空航天大学 经济管理学院, 北京 100191)

摘要 在线评论已经成为影响消费者购买决策的重要因素,能够在一定程度上影响消费者剩余。本文通过对消费者关于产品质量和适用性的效用水平进行建模,来比较有、无评论情况下的消费者剩余。结果表明,参考评论有利于增加消费者剩余。本文进一步发现,一般来说,评论揭示的产品质量和适用性信息、消费者对评论的依赖程度和对产品适用性的敏感性均对有评论参与下的消费者剩余有促进作用。另外,本文还发现评论对零售商利润和对消费者剩余具有类似的作用形式。

关键词 在线产品评论, 产品质量, 产品适用性, 消费者剩余

中图分类号 F062.5

1 引言

互联网的出现和发展为消费者表达对产品的评价提供了全新而有效的渠道。消费者在购买产品时总是希望能借鉴他人的经验,同时他们也乐意把自己的体验分享给他人,这种新的口碑形式称为网络口碑(internet word of mouth, IWOM),也称为社会化媒体(social media)。Zhu 和 Zhang 发现在线产品评论对消费者的购买决策和企业销售具有很大的影响^[1]。Deloitte 在调查报告中发现,43%的消费者在阅读了产品评论信息后购买意愿得到进一步加强,但是也有 43%的消费者改变了产品购买选择,甚至有 9%的消费者在阅读了产品评论信息后放弃了产品购买的计划^[2]。从这些数据中不难发现,消费者购买决策对产品评论的依赖越来越强。由于消费者对产品的质量 and 适用性信息并不是完全了解,因此对消费者来说,这些信息具有不确定性。Chen 和 Xie 的研究表明,在线产品评论已经成为消费者努力降低这些不确定性风险的一个重要的工具^[3]。在线产品评论的有用性也一直是众多专家学者研究的一个领域。郝媛媛等借助于电影评论找出了究竟何种情感倾向和表达形式的评论具有更大的有用性^[4]。Li 和 Hitt 认为,在线产品评论不仅反映了消费者感知的产品质量,而且也可以反映消费者感知的效用,这个感知的效用可以用感知的质量和产品价格的差来表示^[5]。

在数据挖掘(data mining)领域,学者们对在线评论也做了大量研究。王伟等对传统的协同过滤算法进行了改进,并通过实验发现基于在线评论情感分析的用户协同过滤算法在准确率 and 召回率指标上有明显的提高,这也进一步验证了在线评论的重要性^[6]。Ullah 等使用自然语言处理(natural language processing, NLP)方法分析了大量的在线产品评论的情感内容,发现在产品推出的早期阶段,搜索和体验产品产生的评论中的情感内容有差异,但是随着时间的推移,当其他评论减少了信息不对称情形时,这种差异会减小^[7]。Wu 等通过使用

¹ 基金项目:国家自然科学基金项目(71271012, 71332003, 71671011)

通信作者:姚忠,男,北京航空航天大学经济管理学院,博士、教授、博士生导师, E-mail: iszh Yao@buaa.edu.cn.

大众点评网上的数据来研究消费者如何从阅读评论中进行学习，并提出了相应的学习模型，他们发现关于质量和环境的评论比数值评分更有价值^[8]。

根据产品差异化理论的描述，产品差异化可以分为横向差异化和纵向差异化两类。例如，在其他属性相同的情况下，所有的消费者都偏好质量高的产品，这属于纵向差异化的范畴；不同消费者对同一产品的同一属性，如颜色、款式、口味等，有不同偏好，这些特征均可以归类为产品的适用性特征，这属于横向差异化的范畴。Sun 和 Tyagi 根据横向差异化理论将产品和偏好的匹配程度设置为一个连续的变量 (continuous taste models)，变量的每一个取值都会有不同程度的不适用性 (misfit)^[9]。本文的模型中也用到了相似的产品差异化理论^[10, 11]。

本文还涉及关于消费者剩余 (consumer surplus , CS) 的相关理论。消费者剩余是指消费者购买一定数量的产品愿意支付的最高价格与这些商品的实际价格之间的差异。马歇尔从边际效用的角度演绎出了消费者剩余的概念。范里安给出了消费者剩余的几种计算方法。从前人的研究可以发现，消费者剩余的表示方法有很多。Hausman 给出了准确的消费者剩余的量化方法，并指出当只有一个产品的价格发生变化时，该方法可以推广到多个产品的情况^[12]。Brynjolfsson 等研究发现，在线书店增加其销售的产品种类会提高消费者剩余^[13]。Bapna 等用价格差对消费者剩余进行量化，借以研究在线拍卖过程中消费者剩余的变化^[14]。朱立龙等在其论文中利用产品的质量效用和产品价格的差值来表示消费者剩余，并假设消费者类型服从均匀分布^[15]。Li 等研究了当消费者面对重复购买和产品转换成本时，消费者评论是如何调整两个零售商之间的竞争的^[16]。

除了以上角度之外，许多学者对在线评论的效用水平也进行了研究，这将有助于进一步揭示在线评论的作用机理，同时这也是本文研究在线评论对消费者剩余影响的基础。杨铭等对前人关于在线产品评论有用性的研究进行了梳理，然后根据已有研究存在的问题，从理论和实践的角度提出了可行的解决方案和阶段性成果^[17]。在线评论作为一种可以使消费者降低不确定性风险的信息，在对其进行研究时需要对此种不确定性进行建模。Sun 认为在线评论是一种可以使消费者进一步明确自己的效用水平的信息^[18]。对偏好进行建模的一种方式就是将其表示为一个连续变量，不同消费者的变量值不同以体现不同的消费者具有不同的偏好，Sun^[18]，Shaffer 和 Zettelmeyer^[19]等学者都对此有过相似的处理方式。Villias-Boas 也把产品的适用性和消费者的偏好作为效用函数的一个组成部分^[20]。Kwark 等发现在线评论对零售商和供应商的作用有所不同，并且进一步将这些作用按照质量和适用性两个维度进行细分^[11]。

尽管人们普遍认为，产品评论帮助消费者做出购买决策，但是目前很少有学者从消费者剩余的角度对此做出进一步解释，在线评论对消费者剩余的作用机理尚不明确，本文在一定程度上弥补了该领域的研究空白。事实上，消费者剩余对消费者的购买动机在一定程度上具有很大的强化作用，换言之，消费者剩余有助于提高产品的需求。尤其是当涉及产品评论时，了解在线评论对消费者剩余的作用机理可以帮助平台、厂商找到产品发展的方向，提升消费者体验水平，更有效地利用产品评论。基于以上原因，本文从单个消费者、单一产品市场出发，对消费者效用进行建模，然后推导出产品的需求曲线，进而得出消费者剩余，借此研究有无评论、评论特征和消费者的特征各自对消费者剩余的影响。

2 模型

本文研究的是单一产品的情况,并假设产品的边际成本为 0,且市场中只有一个消费者,消费者对产品的需求为 1 单位。

本文考虑了在线评论可能揭示的两类产品信息,即产品质量属性和适用性属性。由于消费者要参考在线评论,因此,这两部分信息都不能脱离消费者特征而独立存在,尤其是适用性。因为不同消费者对同一产品属性往往有不同的偏好,所以即使是同一产品,适用性往往也会因消费者特征不同而不同。在对产品质量和适用性信息及消费者净效用进行建模时,本文借鉴了 Kwark 等的建模方式^[11]。由于质量属于纵向差异化的范畴,相对比较客观,比较容易在消费者之间达成共识,因此,在量化时对所有理性消费者都是适用的,所不同的只是每个消费者由于掌握的知识量的多少的不同而对产品质量认识上有所不同。

在对产品质量进行建模时,本文用 x 表示产品的质量信息。其中, x_{nR} 表示消费者根据自有的储备知识对产品质量产生的评估结果,此时消费者并没有参考在线评论;在阅读了产品评论后,用 x_R 表示评论中揭示的消费者储备知识以外的关于产品质量的额外信息,此时消费者对产品质量的评估结果就变成: $rx_{nR}+(1-r)x_R$, 其中, r 为分配给消费者自身质量评估的权重,并且为了适应处理上的要求,将 x_{nR} 和 x_R 范围标准化为 $[0, 1]$ 。关于符号下标,在下文中统一用 nR 表示没有在线评论的情况,用 R 表示有在线评论的情况。

在对产品适用性进行建模时,本文用 λ 表示产品对消费者的适用性程度。对于任意一个消费者,尽管存在横向差异化,但是适用性越好,则消费者获得的效用越大这一准则对于任意一个理性消费者都是成立的。假设 λ 是服从 $[0, 1]$ 上均匀分布的随机变量。由于产品适用性对消费者来讲具有不确定性,所以消费者对产品的适用性的估计值和真实值恰好相等具有一定的随机性。Kwark 等^[11], Ruckes^[21], Johnson 和 Myatt^[22], McCracken^[23], Petriconi^[24] 均通过引入一个随机变量 s 来对这种不确定性进行建模。本文也运用了相似的建模方式。为了表示这种关于产品适用性的不确定性,假定 s 是消费者观察到的关于产品适用性的一个信号,其现实意义可以表示为消费者购买之前对要购买产品适用性的评估,并规定概率 $P(s = \lambda | \lambda = z) = \beta_{nR}$, 则 $P(s \neq \lambda | \lambda = z) = 1 - \beta_{nR}$, 其中,信号 s 与产品的实际适用性 λ 同分布。 β_{nR} 是 s 和 λ 相等时的概率,这里的 β_{nR} 是在无产品评论情况下的概率;当消费者参考产品评论时,这一概率就变为

$$\begin{cases} P(s = \lambda | \lambda = z) = \beta_R \\ P(s \neq \lambda | \lambda = z) = 1 - \beta_R \end{cases}$$

此时信号准确的可能性加强,也即有 $\beta_R \geq \beta_{nR}$ 。当然这里考虑的只是一般情况,因为评论并不能保证信号的准确性一定加强,但对于非虚假评论, β_R 至少不会减少,而且一般情况下, β_R 会有所增大。这里的等号成立时,可以理解为评论揭示的有用信息不是很多,基本为零,对信号的强化作用不是很好。基于贝叶斯修正可得 $E(\lambda | s = y) = \frac{1 - \beta}{2} + \beta y$ ^[11]。

下面对消费者效用进行建模。 p 表示产品的价格, k 表示单位适用性程度的效用,所以 λk 表示产品的适用性给消费者带来的效用。事实上, k 同时也反映了消费者的类型信息,即该消费者对产品适用性的要求强度或敏感强度,如果对适用性要求不是很高或不太敏感,

则 k 较大；反之，若对其要求很高，则相应的 k 较小。由于对产品质量评估进行了标准化，所以可以用质量 $\gamma x_{nr} + (1-\gamma)x_R$ 来直接表示消费者获得的效用。则消费者获得的净效用为 $V = \gamma x_{nr} + (1-\gamma)x_R + \lambda k - p$ ，其中，当 $\gamma=1$ 时，表示没有阅读评论；当 $\gamma=r$ 时，表示已经阅读了评论，所以有

$$\begin{aligned} E(V) &= \gamma x_{nr} + (1-\gamma)x_R + E(\lambda)k - p = \gamma x_{nr} + (1-\gamma)x_R + k\left(\frac{1-\beta}{2} + \beta y\right) - p \\ &= \gamma x_{nr} + (1-\gamma)x_R + k\beta y + k\left(\frac{1-\beta}{2}\right) - p \end{aligned} \quad (1)$$

其中，当 $\gamma=1$ ， $\beta=\beta_{nr}$ 时，表示无评论；当 $\gamma=r$ ， $\beta=\beta_r$ 时，表示有评论。

假设消费者要求获得的净效用高于某阈值时才会选择购买某产品。所以，本文为每个消费者分配了一个最低效用值 V_0 ，当 $E(V) > V_0$ 时，消费者才选择购买该产品，求解得 $x_{nr} \geq \frac{1}{\gamma}\left(V_0 - (1-\gamma)x_R - k\left(\frac{1-\beta}{2}\right) + p\right) - \frac{k\beta}{\gamma}y @ x_0 - \frac{k\beta}{\gamma}y$ ，如图 1 所示，当消费者处于上三角区域时，会选择购买该产品。

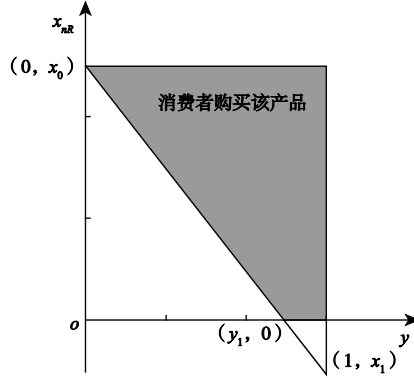


图 1 消费者购买条件

图 1 中，直线截距为 $x_0 = \frac{1}{\gamma}\left(V_0 - (1-\gamma)x_R - k\left(\frac{1-\beta}{2}\right) + p\right) = \frac{1}{\gamma}\left(V_0 - (1-\gamma)x_R - \frac{k}{2} + \frac{k\beta}{2} + p\right)$ 。

为了保证 x_0 始终为正，不妨增加条件：

$$V_0 - (1-\gamma)x_R - \frac{k}{2} \geq 0 \quad (2)$$

又因直线过 $(y_1, 0)$ 点，令 $x_{nr} = 0$ ，求解得 $y_1 = \frac{x_0\gamma}{k\beta} < 1$ ，所以，可以将消费者需求表示为

$$D = \frac{1}{x_0} \int_0^{y_1} \left[x_0 - \left(x_0 - \frac{k\beta}{\gamma} y \right) \right] dy + \frac{(1-y_1)x_0}{x_0} = 1 - \frac{x_0\gamma}{2k\beta} \quad (3)$$

零售商要最大化自己的利润，于是有

$$\max_{p \geq 0} \pi = pD = -\frac{1}{2k\beta} p^2 = (1-m)p \quad (4)$$

其中，

$$m = \frac{V_0}{2k\beta} - \frac{(1-\gamma)x_R}{2k\beta} - \frac{(1-\beta)k}{4k\beta} \quad (5)$$

解得

$$p^* = k\beta(1-m) \quad (6)$$

将式(5)代入式(4), 所以可得

$$\pi^* = \frac{k\beta}{2}(1-m)^2 \quad (7)$$

引理 1 $2(V_0 - (1-\gamma)x_R) > k > \frac{2(V_0 - (1-\gamma)x_R + p)}{1+\beta}$ 。

证明 图 1 中的直线为 $x = \frac{1}{\gamma} \left(V_0 - (1-\gamma)x_R - k \left(\frac{1-\beta}{2} \right) + p \right) - \frac{k\beta}{\gamma} y @ x_0 - \frac{k\beta}{\gamma} y$, 该直线过点 $(1, x_1)$, 令 $y=1$, 可以得到 $x_1 = \frac{1}{\gamma} \left(V_0 - (1-\gamma)x_R - k \left(\frac{1-\beta}{2} \right) + p \right) - \frac{k\beta}{\gamma} < 0$ (注: 这里 $x_1 < 0$ 是考虑到市场中一部分对产品质量要求很高的消费者群体的存在); 同时, 由式(2)和 $x_1 < 0$ 可以解出 k 的解析范围:

$$2(V_0 - (1-\gamma)x_R) > k > \frac{2(V_0 - (1-\gamma)x_R + p)}{1+\beta} \quad (8)$$

引理 1 可以作为本文给出的结论成立的条件。

引理 2 当引理 1 成立时, 有 $m < \frac{1}{2}$ 。

证明 同样, 由于 $x_1 = \frac{1}{\gamma} \left(V_0 - (1-\gamma)x_R - k \left(\frac{1-\beta}{2} \right) + p \right) - \frac{k\beta}{\gamma} < 0$, 所以有

$$\begin{aligned} \frac{1}{2k\beta} \left(V_0 - (1-\gamma)x_R - k \left(\frac{1-\beta}{2} \right) + p \right) - \frac{k\beta}{2k\beta} &= \frac{V_0}{2k\beta} - \frac{(1-\gamma)x_R}{2k\beta} - \frac{(1-\beta)k}{4k\beta} - \frac{1}{2} + \frac{p}{2k\beta} \\ &= m - \frac{1}{2} + \frac{p}{2k\beta} < 0 \end{aligned}$$

因此可以得到 $m < \frac{1}{2} - \frac{p}{2k\beta} < \frac{1}{2}$ 。所以必有 $m < \frac{1}{2}$ 。

由式(4)可知: $D = 1 - m - \frac{1}{2k\beta} p$, 进而可得

$$p = 2k\beta(1-m) - 2k\beta D \quad (9)$$

该需求曲线如图 2 所示, 是一条斜率为负的直线。

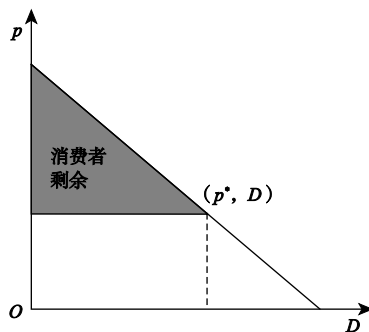


图 2 需求曲线

3 在线评论对消费者剩余的影响

根据经典微观经济学关于消费者剩余的描述, 可以在需求曲线的基础上进一步求出在线

产品评论背景下的消费者剩余，以研究在线评论对消费者剩余的影响。

根据需求曲线 (9) 可以进一步获得消费者剩余。在图 2 中，用上三角面积表示该消费者剩余：

$$CS = \frac{(1-m)}{4} [2k\beta(1-m) - k\beta(1-m)] = \frac{k\beta}{4}(1-m)^2 \quad (10)$$

所以分别将参考评论和不参考评论时的消费者剩余做差，就得到评论对消费者剩余造成的变化量 ΔCS ：

$$\Delta CS = CS_R - CS_{nR} = \frac{k\beta_R}{4}(1-m_R)^2 - \frac{k\beta_{nR}}{4}(1-m_{nR})^2 \quad (11)$$

将其中 β_R 和 β_{nR} 分别代入式 (5) 即得

$$m_R = \frac{V_0}{2k\beta_R} - \frac{(1-r)x_R}{2k\beta_R} - \frac{(1-\beta_R)k}{4k\beta_R} = \frac{2V_0 - k}{4k\beta_R} - \frac{(1-r)x_R}{2k\beta_R} + \frac{1}{4} \quad (12)$$

$$m_{nR} = \frac{V_0}{2k\beta_{nR}} - \frac{(1-\beta_{nR})k}{4k\beta_{nR}} = \frac{2V_0 - k}{4k\beta_{nR}} + \frac{1}{4} \quad (13)$$

引理 3 在引理 1 成立时，有 $m_R \leq m_{nR}$ 。

证明 对 m_R 和 m_{nR} 做差，整理得

$$m_R - m_{nR} = \frac{2V_0 - k}{4k\beta_R} - \frac{2V_0 - k}{4k\beta_{nR}} - \frac{(1-r)x_R}{2k\beta_R} = \frac{(2V_0 - k)(\beta_{nR} - \beta_R)}{4k\beta_R\beta_{nR}} - \frac{(1-r)x_R}{2k\beta_R}$$

因为 $\beta_R \geq \beta_{nR}$ ，所以 $\beta_{nR} - \beta_R < 0$ ；根据式 (2) 必有 $(2V_0 - k) \geq 0$ ；同时因为 $\beta_R > \beta_{nR}$ ，可得 $(2V_0 - k)(\beta_{nR} - \beta_R) \leq 0$ ，进而可得 $\frac{(2V_0 - k)(\beta_{nR} - \beta_R)}{4k\beta_R\beta_{nR}} \leq 0$ ；又因为 $\frac{(1-r)x_R}{2k\beta_R} > 0$ ，所以有 $m_R - m_{nR} \leq 0$ 。结合引理 1，可以得到

$$m_R \leq m_{nR} < \frac{1}{2} \quad (14)$$

将式 (6) 代入式 (8)，并用 β_{nR} 和 β_R 分别替换分母和分子中的 β ，因为 $\beta_R \geq \beta_{nR}$ ，因此可以得到比式 (8) 更强的条件：

$$2(V_0 - (1-r)x_R) > k > \frac{2(V_0 - (1-r)x_R + k\beta_R(1-m))}{1 + \beta_{nR}} \quad (15)$$

可以把比式 (8) 更强的式 (15) 作为本文结论成立的条件。

命题 1 在线产品评论有利于增加消费者剩余。

证明 对 CS_R 和 CS_{nR} 做差，得

$$\begin{aligned} \Delta CS &= CS_R - CS_{nR} = \frac{k\beta_R}{4}(1-m_R)^2 - \frac{k\beta_{nR}}{4}(1-m_{nR})^2 \geq \frac{k\beta_R}{4}(1-m_R)^2 - \frac{k\beta_R}{4}(1-m_{nR})^2 \\ &= \frac{k\beta_R}{4} [(1-m_R)^2 - (1-m_{nR})^2] \end{aligned}$$

由式 (14) 不难发现 $\Delta CS > 0$ ，因此可以得出结论：在线评论有利于增加消费者剩余。这里直观上可以简单解释为：在线评论可以为消费者提供有用的信息，帮助消费者降低产品信息的不确定性，使消费者获得更大的净效用，从而使消费者获得更大的剩余价值。但是命题 1 并没有给出消费者剩余增加的影响因素，下文将进一步研究影响 ΔCS 大小的因素。

命题 2 x_R 越大，相对于没有阅读评论的情况，消费者参考评论后消费者剩余的增加量 ΔCS

越大。

证明 对 ΔCS 关于 x_R 求导得

$$\frac{\partial \Delta CS}{\partial x_R} = \frac{\partial CS_R}{\partial x_R} = \frac{k\beta_R}{2}(1-m_R) \left(-\frac{\partial m_R}{\partial x_R} \right) - \frac{k\beta_{nR}}{2}(1-m_{nR}) \left(-\frac{\partial m_{nR}}{\partial x_R} \right) = \frac{(1-m_R)(1-r)}{4} > 0$$

所以，相对于没有评论的情况， x_R 越大，消费者剩余的增加量越大，对消费者越有利。其现实意义也很明显： x_R 越大说明评论中揭示的关于产品质量的额外的有用信息越多，换言之，在线产品评论对信息不对称的问题的缓解作用越明显，这对消费者是有利的。当 x_R 比较小时，说明在线评论的有用性相对较低，参考价值不高，对引导消费者进行合理的购买决策的作用不大。对于有些在线评论平台，尽管它向消费者提供真实的产品信息，但是信息的价值并不大，缺少积极有效的产品信息。例如，某些评论只是一味地说产品的质量好，但是并不具体指出产品的质量好在哪些方面，很容易让消费者认为这样的评论有虚假嫌疑，不具参考价值，所以这样的评论对消费者的购买动机的强化作用不大，甚至是负的。

这里一个比较现实的例子就是一些商家会用奖励的措施来鼓励消费者对产品做好评，但是有时候这些好评往往会超出产品的实际性能，这样短期内可能会刺激消费者的消费。但是长期来看，这样会影响消费者对该平台的信任，甚至出现信任危机，影响消费者对该产品或者该商家的风险态度（具体原因会在命题 4 和命题 5 中给出），这样反而使商家得不偿失。所以，在线平台其实只是一个产品推广平台，通过平台信息展示，让消费者了解更多的产品信息，从而提高产品的需求。这里评论刺激需求的前提就是产品本身至少要满足消费者的基本要求。

命题 3 当 β_R 越大时，消费者参考评论后消费者剩余的增加量 ΔCS 越大。

证明 对 ΔCS 关于 β_R 求导得

$$\begin{aligned} \frac{\partial \Delta CS}{\partial \beta_R} &= \frac{\partial CS_R}{\partial \beta_R} = \frac{k}{4}(1-m_R)^2 - \frac{k\beta_R}{2}(1-m_R) \frac{\partial m_R}{\partial \beta_R} \\ &= \frac{k}{4}(1-m_R)^2 + (1-m_R) \frac{2V_0 - k - 2(1-r)x_R}{8\beta_R} > 0 \end{aligned}$$

所以，当 β_R 越大时，消费者剩余的增量 ΔCS 会越大。因为 β_R 越大，说明消费者接收的信号越准确，相应的关于产品适用性的评估就越准确，对消费者越有利，这同样可以在一定程度上减少信息不对称问题给消费者带来的损失，所以相应的消费者剩余的增量会变大。这里 β_R 与 x_R 的作用效果在一定程度上具有相似性，都是在线评论本身的特征对消费者剩余产生的影响。当然 β_R 比较大并不是说产品对消费者的适用性 λ 比较大。此外，从式 (1) 中也可以发现，本文中的消费者净效用其实是一个条件期望值，也就是说，消费者追求的是消费者条件期望净效用的最大化，所以对于给定的产品，即便产品对消费者的适用性程度 λ 不高，但 β_R 越大时，相应的期望净效用也越大，消费者购买该种产品的动机也会得到强化。

命题 4 当 r 越大时，消费者参考评论后消费者剩余的增加量 ΔCS 越小。

证明 对关于 r 求导得

$$\frac{\partial \Delta CS}{\partial r} = \frac{\partial CS_R}{\partial r} = -\frac{k\beta_R}{2}(1-m_R) \frac{\partial m_R}{\partial \beta_R} = -\frac{k\beta_R}{2}(1-m_R) \frac{x_R}{2k\beta_R} < 0$$

从结果可以发现，当 x_{nR} 和 x_R 一定时， r 越大，消费者剩余的增量 ΔCS 会越小。因为 r 越大，说明消费者更加看重自身拥有的关于产品质量的信息，相应的对产品评论揭示的关于

产品质量的额外信息分配的权重就会相应减小,消费者拥有的关于产品质量的信息距离真实的产品质量信息的差距就越大,从而消费者获得的净效用越少,对消费者越不利,所以相应的消费者剩余的增量会越小。

事实上, r 在一定程度上也表征了消费者的类型信息: r 越大,说明消费者越保守,又或者是消费者对评论的信任程度不是很高。对于一个在线评论平台来说,如果很多消费者都表现出这样一种比较保守的特征,很大程度上可以说明这个在线评论平台的可信程度很低,这对该平台来讲应该是一个警醒的信号。平台中评论的价值普遍不高,甚至存在大量虚假评论,因此平台有必要通过采取一些措施来改善这种情况,以保证平台能够继续运行下去。

另外,由于 $\frac{\partial \Delta CS}{\partial r} = \frac{\partial CS_R}{\partial r}$, 当 r 增大时, CS_R 必然会减小,这与上面的情况相似,在这里不做进一步分析。

命题 5 随着 k 增大,消费者参考评论后消费者剩余的增加量 ΔCS 会越大, CS_R 则是先减小后增加。

由于 $\frac{\partial \Delta CS}{\partial k}$ 的复杂性,仅通过表达式很难直观上判断出其正负号,因此,本文借助于数值计算来对其符号进行判断。计算结果表明 ΔCS 关于 k 单调递增。其中表 1 是本文进行试验的参数,图 3 给出了表 1 参数下的结果。通过图 3 可以发现, k 越大,消费者对适用性程度越不敏感,即消费者越容易得到满足,或者消费者越容易从适用性中得到更多的效用,相应的消费者剩余的增量也会越大。

表 1 实验参数表

ID	r	β_R	β_{nR}	V_0	x_R
1	0.6	0.7	0.5	10	0.5
2	0.6	0.6	0.6	10	0.5
3	0.6	0.7	0.6	5	0.5
4	0.6	0.7	0.6	10	0.8
5	0.4	0.7	0.6	10	0.5
6	0.5	0.9	0.6	8	0.7

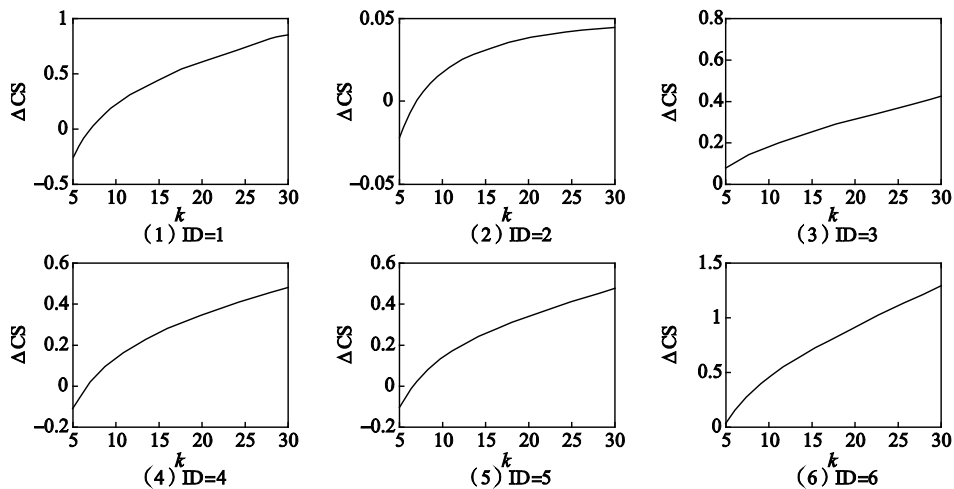


图 3 ΔCS 和 k 的关系

这里的 k 与 r 类似，也同样是对消费者类型的一种说明。很明显，当 k 较大时，消费者类似于效用风险型消费者，此时在产品适用性程度的期望 $E(\lambda)$ 上的一个比较小的增长 $\Delta E(\lambda)$ 都会带来效用上的较大增长 $k\Delta E(\lambda)$ ，这在很大程度上刺激了消费者的购买欲望。

值得注意的是，当 k 不满足式 (11)，也即 k 小于某一临界值时，消费者剩余相对于没有评论时是减少的，即 $\Delta CS < 0$ 。在这里本文认为， k 可以作为消费者类型的一种度量， k 较小说明消费者对适用性的要求比较高、比较敏感，又或者说比较保守，对产品评论持怀疑态度，因此消费者认为产品评论对其来说可能并不是一件好事，当然现实生活中这种情况往往很少，这种消费者往往属于过分保守类型。

单独研究 CS_R 关于 k 的变化情况时发现， CS_R 关于 k 是先减少后增加的，也即当 k 满足引理 1 给出的范围时，随着 k 增大，消费者在阅读评论后的消费者剩余是增大的。这个结果很直观， k 较大说明消费者比较容易满足，相应的，在产品适用性上获得的效用也越大；但是当 k 小于引理 1 给出的下界时， CS_R 关于 k 是单调递减的。对此可以解释为在 k 较小时，消费者对适用性要求很高，此时参考评论对消费者来说带来的效用很少，几乎不能抵消成本投入带来的负效应，因此参考评论反倒不如直接购买或者直接拒绝购买。事实上，在 k 小于引理 1 给出的下界时， k 增大仍然会增加消费者的效用，但是由于适用性提高带来的效用（注：其实应该是质量和适用性二者之和，但是由于质量也有相似的作用，所以这里单独拿出 k 仍然成立。）仍然不能抵消阅读评论造成的时间等成本的投入带来的负效用，所以随着 k 的增加 CS_R 仍然会减少，直到该效用可以抵消投入为止，此时 k 进入引理 1 的范围。此后随着 k 的增加， CS_R 才会表现为增加。图 4 给出了表 1 参数下的六个实例。

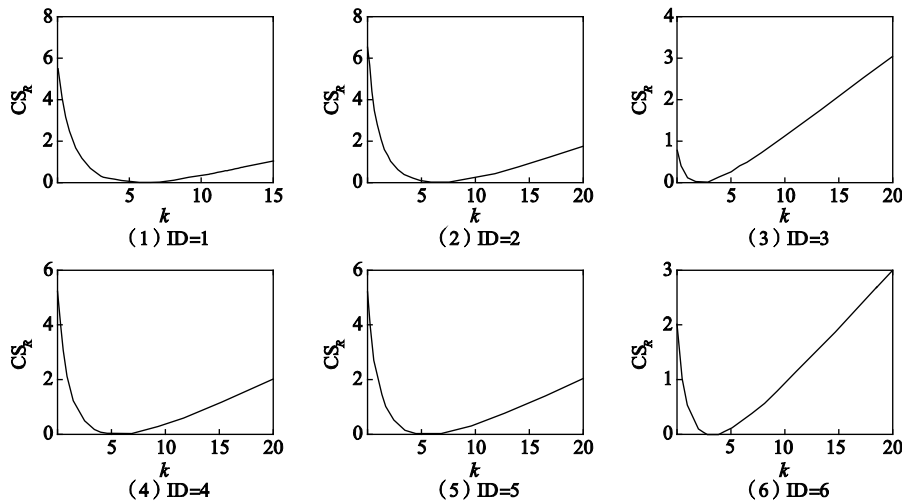


图 4 CS_R 关于 k 的变化情况

没有阅读评论时， CS_{nR} 关于 k 也有相似的变化趋势，同样也是由于类似的原因，本文不再做分析。

4 在线评论对零售商利润的影响

分别对有评论和无评论时的式 (7) 做差即可得到有在线评论参与时零售商利润相对于

无评论时的变化量，如下式所示：

$$\Delta\pi = \pi_R - \pi_{nR} = p_R^* D_R^* - p_{nR}^* D_{nR}^* = \frac{k\beta_R}{2}(1-m_R)^2 - \frac{k\beta_{nR}}{2}(1-m_{nR})^2 > 0$$

从以上结果可以看出，在线评论有利于提高零售商的利润，这也是零售商会鼓励消费者积极参与产品评论的原因。同时，不难发现 $\Delta\pi = 2\Delta CS$ ，所以，在线评论对 $\Delta\pi$ 的影响与对 ΔCS 的影响相似。也正因为如此，零售商对产品评论的有效性的控制以及对消费者的风险类型的判断和改进同样对零售商的利润有很大的影响。尽管零售商和消费者的动机不一致，但是二者的利益最大化行为的效果却是一致的。所以，零售商应该在消费者的立场考虑问题，而不是单纯地想从消费者身上获取什么，因为零售商为提高消费者利益做出努力的过程，也是自身利益得到最大化的过程，这其实是一种共生而非对立的关系。

本文同样利用设置参数的方法比较 β_R 和 x_R 之间的作用效果，结果如图 5 所示。从图 5 中不仅可以进一步验证命题 2 和命题 3，而且从中可以发现 $\frac{\partial \Delta CS}{\partial \beta_R} > \frac{\partial \Delta CS}{\partial x_R}$ 。也就是说，在大多数情形下， β_R 的作用效果比 x_R 要好，表现为 β_R 对消费者剩余增量 ΔCS 和零售商利润的增量 $\Delta\pi$ 的促进作用要比 x_R 更显著，所以零售商要想尽快改善客户体验、提高利润，应该先从提高 β_R 入手。进一步，本文认为， β_R 其实可以从一定程度上表示产品的多样化程度，因为当产品多样性增强时，从概率上来说，消费者匹配到适用的产品的概率更大一些，反过来又使相应的评论中揭示的适用性信息更加丰富；而 x_R 很明显反映的是产品的质量水平。按照以上结果，本文可以给出一个企业努力的方向，即在保证产品质量达到一定水平后，可以转而朝着增加产品的多样性方向去努力，因为这时再继续提高产品质量的投入产出效果可能不如提高产品多样性有效。与 β_R 和 x_R 不同，影响因子 r 和 k 是消费者自身具有的特征，零售商不容易对其产生影响，在这不做过多分析。

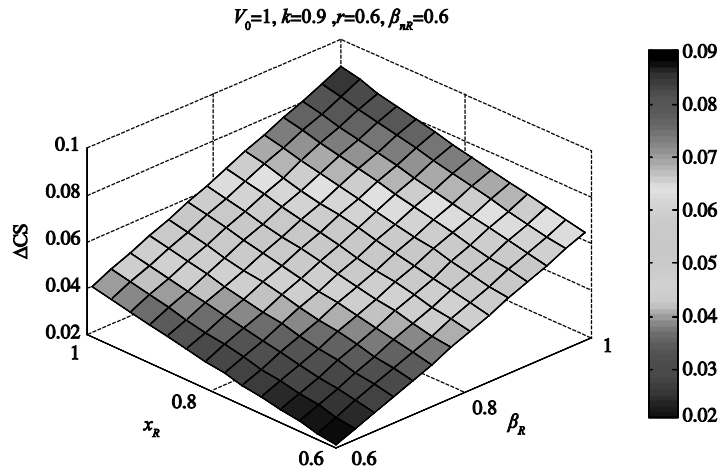


图 5 ΔCS 关于 x_R 和 β_R 的变化情况

5 结论

本文研究了单一产品市场情况下在线评论对消费者剩余的影响。消费者通过阅读在线评论获取额外的一些关于产品的信息来减少产品的质量和适用性的不确定性，辅助自己做出购买决策。在质量维度，消费者遵循横向差异化理论，质量与消费者效用呈正相关；在适用性

维度，消费者遵循纵向差异化特征，同一产品适用性随消费者不同而不同，但是消费者效用与适用性程度呈正相关。

从前面的过程可以看出，在线产品评论会增加消费者剩余，尽管如此，零售商依然会鼓励消费者的产品评论行为，原因很简单，就是在线评论同时也会帮助零售商增加利润。首先，在线评论可以刺激消费者的消费行为；其次，越有价值的评论，越能更好地缓解零售商和消费者之间的信息不对称问题，从而对消费者剩余的增加量 ΔCS 的正效应也越大。

x_R 和 β_R 越大，说明评论越有价值，评论揭示的信息越重要，能够较好地缓解信息不对称问题，此时消费者剩余相对于没有评论时的增加量也会增大。本文还发现，多数情况下 β_R 对 ΔCS 的影响程度要强于 x_R 。因此对零售商或生产商来讲，在保证产品质量达到一定水平后，就应该朝着增加产品的多样性方向去努力，因为这时再继续提高产品质量的投入产出效果可能不如提高产品多样性有效。

$1-r$ 表示在质量维度消费者对评论的依赖程度。上文的分析结果表明，当 x_{nR} 和 x_R 一定时， r 越小，带来的消费者剩余的增长越大；在本文引理 1 给出的解析范围内， k 的增大同样会带来消费者剩余的增加，这些都是与消费者自身特征有关的结论。除此之外，零售商如果能根据产品消费者的产品评论信息识别消费者的类型 r 和 k ，有针对性地对消费者做精准推荐，那么这样的推荐的成功率会大大提高，尤其是对于风险型消费者。对于相对保守的消费者，可以通过提高产品和服务的质量来增强信任，从长期来看，这样的措施有可能会刺激消费者类型的改变，使消费者对于该产品或该零售商的态度逐渐变得激进。

本文的种种结论都表明，为了达到整个社会福利的最大化（这里简单包括零售商和消费者），一个优秀的评论平台既需要有甄别并剔除虚假评论的能力，而且还要具备筛选出有用的评论供消费者参考的能力，这也是设计一个好的在线产品评论平台的一些基本要求。

本文也有一些局限性。首先，本文为了处理上的简便，只运用了经典经济学中关于消费者剩余的量化方法，研究并不全面，而且只研究了单一产品的情况；其次，在处理消费者类型时，只简单用 k 和 r 对消费者特征进行说明，并没有进一步研究不同消费者类型的消费者剩余变化情况。未来的一个可能的研究方向就是结合该模型，通过实证的分析来研究在线评论环境下的消费者剩余的变化情况，进一步验证该模型的有效性。另外，本文的另一个潜在的假设是在线评论揭示的信息都是真实的，但是现在的确存在很多虚假评论的情况，因此可以继续深入研究在虚假评论存在时消费者剩余如何变化，或者研究如何分辨虚假评论或获得有用评论，这些研究都有很强的现实意义和社会意义。

参 考 文 献

- [1] Zhu F, Zhang X M. Impact of online consumer reviews on sales : the moderating role of product and consumer characteristics[J]. Marketing , 2010 , 74 (2): 133-148.
- [2] Deloitte T. Most consumers read and rely on online reviews ; companies must adjust[R]. Technical report , Deloitte and Touche via eMarketer , 2007.
- [3] Chen Y , Xie J. Online consumer review : word-of-mouth as a new element of marketing communication mix [J]. Management Science , 2008 , 54 (3): 477-491.
- [4] 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): 78-99.

- [5] Li X , Hitt L M. Price effects in online product reviews : an analytical model and empirical analysis[J]. MIS Quarterly , 2010 , 34 (4) : 809-831.
- [6] 王伟 , 王洪伟 , 孟园. 协同过滤推荐算法研究 : 考虑在线评论情感倾向[J]. 系统工程理论与实践 , 2014 , 34 (12) : 3238-3249.
- [7] Ullah R , Amblee N , Kim W , et al. From valence to emotions : exploring the distribution of emotions in online product reviews[J]. Decision Support Systems , 2016 , 81 (1) : 41-53.
- [8] Wu C , Che H , Chan T Y , et al. The economic value of online reviews[J]. Marketing Science , 2015 , 34(5) : 739-754.
- [9] Sun M , Tyagi R. When does a manufacturer disclose product match information [R]. Working Paper , University of Southern California , Los Angeles , 2012.
- [10] Gu Z J , Xie Y. Facilitating fit-revelation in the competitive market[J]. Management Science , 2012 , 59(5) : 1196-1212.
- [11] Kwark Y , Chen J , Raghunathan S. Online product reviews : implications for retailers and competing manufacturers[J]. Information Systems Research , 2014 , 25 (1) : 93-110.
- [12] Hausman J A. Exact Consumer's surplus and deadweight loss[J]. The American Economic Review , 1981 , 71 (4) : 662-676.
- [13] Brynjolfsson E , Hu Y , Smith M D. Consumer surplus in the digital economy : estimating the value of increased product variety at online booksellers[J]. Management Science , 2003 , 49 (11) : 1580-1596.
- [14] Bapna R , Jank W , Shmueli G. Consumer surplus in online auctions[J]. Information Systems Research , 2008 , 19 (4) : 400-416.
- [15] 朱立龙 , 于涛 , 夏同水. 创新驱动下三级供应链分销渠道产品质量控制策略研究[J]. 系统工程理论与实践 , 2014 , 34 (8) : 1986-1997.
- [16] Li X , Hitt L M , Zhang Z J. Product reviews and competition in markets for repeat purchase products[J]. Journal of Management Information Systems , 2011 , 27 (4) : 9-42.
- [17] 杨铭 , 祁巍 , 闫相斌 , 等. 在线商品评论的效用分析研究[J]. 管理科学学报 , 2012 , 15 (5) : 65-75.
- [18] Sun M. How does variance of product ratings matter[J]. Management Science , 2012 , 58 (4) : 696-707.
- [19] Shaffer G , Zettelmeyer F. When good news about your rival is good for you : the effect of third-party information on the division of channel profits [J]. Marketing Science , 2002 , 21 (3) : 273-293.
- [20] Villias-Boas J M. Consumer learning , brand loyalty , and competition [J]. Marketing Science , 2004 , 23(1) : 134-145.
- [21] Ruckes M. Bank competition and credit standards [J]. Review of Financial Studies , 2004 , 17 (4) : 1073-1102.
- [22] Johnson J P , Myatt D P. On the simple economics of advertising , marketing , and product design [J]. The American Economic Review , 2006 , 96 (3) : 756-784.
- [23] McCracken S. Informative advertising under duopoly[R]. Working Paper , Australian National University , 2011.
- [24] Petriconi S. Bank competition , information choice and inefficient lending booms[R]. Working Paper , Universitat Pompeu Fabra , 2012.

The Impact of Online Consumer Reviews on Consumer Surplus

ZHU Cungen , YAO Zhong , FENG Jiao

(School of Economics and Management , Beihang University , Beijing 100191 , China)

Abstract Online consumer reviews , which play an important role in consumers purchase decisions , also affect the consumer surplus significantly. This paper established a model about the product quality and its fit to consumers' needs to calculate the utility of consumer. Then the consumer surplus is derived to compare and examine the difference of the consumer surplus between product reviews case and non- reviews case. It shows that reviews are helpful to the increase of consumer surplus. Furthermore , the results also show that , in general , the quality and fit level that is revealed by reviews , the weight that consumer distribute to reviews and the fit

coefficient all have a positive effect on consumer surplus. In addition ,the effect reviews exert on retailers' profit is similar with consumer surplus.

Key words Online consumer reviews , Product quality , Product fit , Consumer surplus

作者简介

朱存根 (1990—), 男, 北京航空航天大学经济管理学院, 2014 级硕士研究生, 北京市海淀区学院路 37 号北京航空航天大学。E-mail : 1193524329@qq.com。

姚忠 (1964—), 男, 北京航空航天大学经济管理学院, 博士、教授、博士生导师, 北京市海淀区学院路 37 号北京航空航天大学。主要研究信息经济学、信息系统行为方法、运作管理、神经信息系统。E-mail : iszhao@buaa.edu.cn。

冯娇 (1987—), 女, 北京航空航天大学经济管理学院, 2012 级博士研究生, 北京市海淀区学院路 37 号北京航空航天大学。E-mail : fengjiao198705@126.com。