

DOI: 10.16538/j.cnki.fem.2019.07.009

在线评论的口碑溢出效应及其在品牌间的差异研究

汪涛, 于雪

(武汉大学经济与管理学院, 湖北武汉 430072)

摘要: 本文根据可及性—诊断性理论探讨了在线口碑在竞争性体验型产品之间的溢出影响, 及品牌对溢出程度的调节作用。文章使用一家基于位置的服务网站提供的用户线下餐饮店铺签到和评论数据, 利用贝叶斯动态线性模型实证检验发现, 竞争性产品的在线口碑具有负向溢出效应, 品牌强度越高对其他品牌的溢出效应越大, 而受其他品牌的影响越小; 产品同属于一个品牌能够产生一定程度的正向溢出效应; 强品牌虽然能够抵御竞争品牌的口碑负面溢出, 但是受自身的负面口碑影响较大, 因而加强口碑建设尤为重要。

关键词: 在线评论; 品牌强度; 溢出效应; 贝叶斯动态线性模型

中图分类号: F713 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-4950(2019)07-0125-12

一、引言

互联网的发展改变了消费者获取信息的方式, 消费者可以随时分享个人消费体验, 并且越来越依赖其他消费者的在线评论来降低对产品质量感知的不确定性, 从而做出消费选择 (Labrecque等, 2013)。不少文献研究了在线评论对产品或服务绩效表现的影响, 如对酒店销售的影响 (廖俊云和黄敏学, 2016)、对电子游戏销售的影响 (Zhu和Zhang, 2010)等。这些文献通常是对单个产品的研究, 即某个产品过去的评价对其未来销售的影响。但消费者在决策时往往是从众多相似的产品中选择某个产品进行消费 (Russell和Petersen, 2000), 所以在决策过程中不会只考虑最终购买产品的信息, 而是会对已知的相关产品信息进行比较, 一种产品的信息可能会影响到消费者对其他产品的感知, 从而产生溢出效应。比如, 消费者在选择餐馆时可能同时对几家餐馆进行比较, 最后选择其中一家。一家餐馆竞争者正面口碑的增加在提升其自身吸引力的同时, 也可能降低该家餐馆的相对吸引力。为了更深入地了解在线评论的作用, 有必要考虑信息溢出所产生的影响。

信息的溢出效应近年来受到不少学者的重视, 尤其是营销活动所产生的溢出影响 (如Anderson和Simester, 2013; Kumar和Tan, 2015), 而关于口碑尤其是在线口碑溢出效应的研究

收稿日期: 2018-11-20

基金项目: 国家自然科学基金重点项目 (71532011)

作者简介: 汪涛 (1970—), 男, 武汉大学经济与管理学院副院长, 教授、博士生导师;

于雪 (1989—), 女, 武汉大学经济与管理学院博士研究生 (通讯作者)。

相对缺乏(Chae等,2017)。现有研究表明,口碑的溢出效应是存在的。在对一般性口碑溢出效应的研究中,Krishnan等(2012)发现品牌水平和类别水平的口碑存在溢出效应,品牌的口碑提升会正向影响类别的口碑,而类别的口碑又会反过来间接提升品牌的绩效。Peres和Van den Bulte(2014)也认为口碑具有外部性,因此在某些条件下放弃专营权有利于企业从竞争者的正面口碑中获益。在对在线评论所形成口碑的溢出效应研究中,Kwark等(2016)讨论了顾客在零售网站搜索和购买商品时评论产生的溢出影响。受其研究的启发,本文根据可及性—诊断性理论,以餐饮行业为例,研究在线评论的直接影响及溢出效应,并检验品牌强度的调节作用。尽管在线评论一定程度上弱化了企业信息的作用,但并非对企业信息形成完全替代,品牌作为反映产品质量的信号,对消费者决策仍然有极为重要的影响。学术界在研究在线评论的作用时由于研究对象多为电影、书籍等文化产品,品牌特征不明显,因而较少考虑品牌的作用。廖俊云和黄敏学(2016)指出,品牌和在线评论都是消费者判断产品质量的重要线索,品牌强度能够对在线评论的作用产生影响。因此,我们认为品牌强度也可能对在线评论所形成口碑的溢出效应产生影响,并对这种影响进行了探讨。同时,也对品牌关系,即店铺是否属于同一品牌的调节作用进行了探讨和检验。

方法上,本研究借助当前较为前沿的贝叶斯动态线性模型,将在线评论的影响作为一个动态过程。与Hu等(2014)研究广告投入增加产品或品牌的潜在商誉(goodwill)从而影响绩效的逻辑相类似,不同效价的在线评论首先共同作用影响消费者对产品的潜在兴趣,在本研究中这个潜在兴趣即为所感知产品或品牌的在线口碑,口碑的变化继而影响产品的绩效。某个产品或品牌的口碑同时也受到自身过去的积累和其他相关者口碑的影响(即口碑的溢出效应)。本文通过使用一家基于位置的服务公司提供的互联网数据,研究发现竞争性线下体验型产品的在线口碑具有负向溢出效应,即一个品牌在线口碑的提升会降低其竞争者的绩效。品牌强度使竞争性溢出产生不对称的影响,强品牌的口碑提升会导致弱竞争品牌较大程度的顾客损失,但强品牌本身受其他品牌的影响较小。而同一品牌会产生口碑价值转移,一个产品口碑的提升会提高同品牌其他产品的绩效。

理论上,本研究主要有三个方面的贡献。第一,从可及性—诊断性理论的视角探讨了在线口碑的溢出效应,有助于更加全面地理解在线评论所产生的影响。尽管之前不少研究探讨了在线评论与企业绩效的直接关系,但忽视相关产品之间的溢出效应可能导致对在线评论所产生影响的理解偏差。第二,发现品牌在互联网环境中对提升企业的竞争力和稳定其绩效依然具有重要意义,为理解传统企业特征与新的互联网环境的交互作用提供了新思路。第三,对不同效价的在线评论如何影响企业口碑及品牌间差异也进行了检验和探讨,为不同条件下的评论有用性研究提供了新的实证证据。

二、理论基础与研究假设

互联网用户越来越多地依赖在线评论获得产品和服务信息以减少对质量的不确定性感知(Lee等,2015)。有不少文献研究了在线评论对消费者决策的直接影响(King等,2014),但对其如何影响关联产品的口碑,及其影响的动态延续性仍知之甚少,而弄清这些问题对于更加全面地衡量在线评论的作用具有重要意义。

当消费者关于某件事物的信息或感知影响到他们对相关事物的认知时,即产生消费决策中的溢出效应(Ahluwalia等,2001)。营销学文献中也有很多对溢出效应的研究,这些溢出大多来源于不同类型的营销努力,如互补产品之间视频广告的溢出效应(Kumar和Tan,2015)、不同类别产品的促销溢出(Anderson和Simester,2013)、不同信息媒介之间的传播信息引起的口碑

溢出(Kumar等,2014)等。现有研究对溢出效应的解释主要基于以消费者记忆为基础的可达性—诊断性理论框架(Feldman和Lynch,1988)。可达性是指同一个网络内的品牌、产品属性、所属类别等概念的相互链接足够强时,这些关系紧密的概念能够相互激活;诊断性是消费者潜意识里将事情相互链接的功能(Roehm和Tybout,2006)。可达性—诊断性理论认为,当消费者感知到某个产品的信息可得并具有诊断性时,他们通常也会使用这个信息来直接或间接推断相关产品的质量,也就是说,如果消费者相信产品或品牌A对B是具有信息性的,他们就会基于已有的对产品或品牌A的质量感知来推断B的质量。

(一)竞争产品的溢出效应

对于口碑溢出什么情况下可能发生的预测需要考虑信息可达性以及信息是否被认为具有诊断性。产品的信息是否会被认为对其他产品具有诊断性,与消费者记忆中的关联强度有关。依赖可达性—诊断性视角的逻辑,当消费者感知两种产品相似时,信息的可达性和诊断性较高,在线口碑的溢出效应即可能发生。并且,任何提高信息可达性的因素也会提升信息被用于质量判断的可能性(Ahluwalia和Gürhan-Canli,2000)。因此,在竞争品牌情境下,由于产品的相似性,当消费者从记忆中获得某一产品信息时,其对竞争产品的感知和判断被激活的可能性增加。

产品的关系通常可以从消费者使用的角度进行判断,Srivastava等(1981)将产品的竞争性定义为产品具有相同或相似的使用模式,即消费者感知这些产品的消费具有相同或相似的目的。同一类别的产品或品牌由于具有功能的相似性而通常具有竞争关系(Kwark等,2016)。由于相似性,对一个产品的质量进行判断时,对竞争产品的记忆也会被激活,使信息具有可达性。类别理论也指出,相似的产品特征可能为类别提供一个强基础,并且为同类别产品提供高诊断性(Mervis和Rosch,1981;Sujan,1985)。

同类别内一个品牌的支持性评论上升或下降可能使消费者对产品的偏好发生变化。之前的文献表明,在一个给定的考虑集内,消费者品牌偏好和品牌感知之间高度相关(Bass和Talarzyk,1972)。当品牌在同一个类别内竞争时,其中一个品牌在线口碑的变化可能会引起消费者对相关品牌质量的重新诊断,从而使其对这些品牌的相对质量感知产生变化。即,由于竞争产品满足消费者相同或相似的需求,当一个品牌的在线口碑上升使其吸引力提高时,如果竞争品牌没有变化,消费者会得出该品牌相对于竞争品牌具有更高质量的诊断结论,从而使竞争品牌的相对吸引力受到损害(Luo等,2017)。因此我们认为:

H1:一个品牌的在线口碑上升会降低竞争品牌的绩效。

(二)品牌强度对溢出效应的调节作用

在竞争性产品中,品牌通常成为产品的主要差异之一。消费者对产品质量的不确定性感知使其消费具有一定的风险,而品牌本身提供了关于产品质量的重要信号(Ho-Dac等,2013),使消费者可以依赖品牌信息对产品质量做出一定程度的诊断。由于强品牌比弱品牌更容易受到品牌资产损失的影响,强品牌提供了相对可靠的质量信号(Erdem和Swait,1998)。因此,知名度较高的品牌本身为消费者提供了更有效的诊断信息,降低了消费者对其产品的不确定性感知,对消费者的质量感知和消费决策具有重要影响,在一定程度上降低了评论信息所提供的诊断性。即,当竞争品牌的在线口碑提升时,强品牌能够降低消费者对其质量相对较弱的诊断。并且研究表明,强品牌对于危机事件具有相对较高的抵御能力(Cleeren等,2008),更可能较好地抵御来自竞争品牌的负面溢出影响。

相反,对于相对较弱的品牌,品牌声誉本身提供的质量诊断性线索较弱,消费者更可能利用其他可达信息对其质量进行判断。当强品牌口碑提升时,消费者对其竞争性弱品牌的相对质

量感知会降低,从而对弱品牌的绩效产生较大的负面影响。因此,品牌强度会引起不对称的竞争性溢出。

H2:强品牌的口碑提升会引起弱竞争品牌绩效较大幅度的下降;相反,弱品牌的口碑提升对较强品牌绩效的影响较小。

(三)品牌关系的影响

根据可及性—诊断性理论,消费者对属于同一品牌的产品具有相互关联的质量感知,一个产品的信息对同品牌其他产品具有更高的诊断性(Seetharaman等,2005)。消费者将已有的关于品牌的信息整合到该品牌的其他店铺,便于自己形成对新店铺的态度(Boush和Loken,1991)。品牌的名称成为可及性线索,能够帮助消费者获取记忆中的信息。已有研究表明,品牌分支的广告能够对品牌内的产品产生正面溢出效应,即一个产品的广告投入增加能够提升同品牌其他产品的绩效(Erdem和Sun,2002)。Balachander和Ghose(2003)也发现,当品牌内某个产品增加广告投入时,消费者能够联想到产品与品牌的关系,从而进一步关联到品牌内其他产品,即信息可及并对同品牌产品产生了诊断性。因此我们认为,一个产品在线口碑提升的信息对其同品牌产品具有诊断性,能使同品牌产品获得收益。

H3:一个产品的在线口碑上升对同品牌产品的绩效具有促进作用。

除了以上对在线口碑溢出效应和品牌影响的理论探讨,本文实证部分对不同效价评论的有用性也进行了检验和讨论。互联网和社交媒体的快速发展使在线评论成为打造品牌的新途径,探究什么样的评论更实用也成为营销研究热点(汪旭晖和张其林,2017),在本文的研究情境下,即什么样的评论更能影响品牌口碑。已有的对评论有用性的研究并没有形成统一的结论,有的认为正面评论更有影响力(郝媛媛等,2010),也有的发现中性评论更有影响力(Schindler和Bickart,2012),或者不同效价的评论与结果呈U形或倒U形关系(邓贵川等,2018)。而从可及性—诊断性原理的角度,负面信息比正面信息在进行判断时有系统性的更强影响(Ahluwalia和Gürhan-Canli,2000)。相对于正面评论,负面评论更容易吸引注意并留存于消费者记忆,使信息具有较高的可及性(Purnawirawan等,2012)。从信息的诊断性来讲,较高的负面评论使消费者可以将产品划归低质量产品,但是对于具有较高正面评论的产品消费者却很难根据评论将其划归高质量产品(Herr等,1991)。另外,也有学者发现评论的有用性受其他因素的调节,如产品类别(Pan和Zhang,2011)、消费者对产品的熟悉度(Zhu和Zhang,2010)等。那么,不同强度的品牌受不同效价评论的影响是否有差异?本文实证部分对不同效价评论的影响程度也进行了分析,并比较了其在不同强度品牌间的差异。

三、研究设计

(一)模型构建

首先,我们将消费者的选择作为其对产品或品牌兴趣积累的结果,在广告效应研究中通常将其称为声誉积累(Bass等,2007),在社交媒体评论情境中即为口碑。在线评论使潜在消费者形成对品牌或产品的兴趣,并促使其做出之后的消费决策。以 y_{jt} 作为品牌 j 在第 t 日的用户访问量,可以得到

$$y_{jt} = \sum_{l=1}^L C_{jt-l} \eta_{jl} + X_t \beta_j + \varepsilon_{jt} \quad (1)$$

$C_{j,t}$ 为包含不同类型评论的向量:正面评论数量为 c^p ,负面评论数量为 c^n ,中性评论数量为 c^o , $C_{j,t} = [c_j^p \ c_j^n \ c_j^o]_t$ 。 X 为一组外生变量。如果最优滞后阶数 L 较大,会产生过多的待估参数。为避免这个问题,在方法上我们使用贝叶斯动态线性模型(Hu等,2014)。贝叶斯动态线性模型

(DLM)使用状态空间模型结构,传统的状态空间模型依赖于最大似然估计,而DLM采用贝叶斯估计方法(Bass等,2007)。其基本的模型结构由观察方程(2)和状态方程(3)共同组成:

$$Y_t = G_t \times A + X_t \times B + V_t \quad (2)$$

$$G_t = G_{t-1} \times \Delta + C_t \Gamma + W_t \quad (3)$$

Y_t 是用户访问量,受消费者 t 期对产品的兴趣积累 G_t 及其他外生变量 X_t 的影响。而消费者的兴趣积累 G_t 是一个动态的过程,除了受到当期该产品在线评论 C_t 的影响,也受过去消费者对其印象积累 G_{t-1} 的影响, A 、 B 、 Δ 、 Γ 分别代表各个变量的系数向量。 V_t 和 W_t 分别为两个方程的残差向量。DLM在本研究中能够反映在线评论对消费者影响的动态过程,将在线评论的影响分成两个阶段:购买前的信息获取形成了消费者对产品的潜在意识和兴趣;消费者将兴趣转化为实际消费。它将过去在线评论的影响通过状态方程的迭代过程融入当期的影响,不需要设置滞后区间,解决了参数扩张的问题(Sonnier等,2011)。

我们在消费者受在线评论影响形成的兴趣积累 G_t 中加入其他品牌的在线口碑影响,度量口碑的溢出效应。将方程(2)和(3)进行扩展:

$$y_{jt} = g_{jt} \alpha_j + X_t \beta_j + v_{jt} \quad (4)$$

$$g_{jt} = g_{j,t-1} \delta_{jj} + \sum_{j'=1, j' \neq j}^n g_{j't} \delta_{jj'} + C_{jt} \gamma_j + w_{jt} \quad (5)$$

y_{jt} 是品牌 j 在第 t 日的访问量, $X_t \beta_j$ 反映了消费者同期消费意愿的外生影响。由于餐饮消费受时间影响较大,工作日消费量较低,而周末和节假日消费量较高,因此设 X_t 为时间控制变量,包括是否为法定节假日及周一到周六的7个哑变量。 β_j 为其系数向量。 $v_{j,t}$ 为随机冲击,假设 $v_{j,t} \sim N(0, V_j)$ 。

g_{jt} 是消费者在 t 日对 j 品牌消费印象的积累(即在线口碑),受其本身滞后值、其他品牌的印象积累和该品牌当前评论的影响。其中, $g_{j,t-1}$ 是消费者对品牌 j 前一期 $t-1$ 的印象积累,系数 δ_{jj} 的值反映品牌 j 在线评论口碑影响的延滞效应; $g_{j't}$ 是消费者对其他竞争品牌 j' 在 t 日的印象积累,系数 $\delta_{jj'}$ 反映品牌 j' 对 j 的溢出影响。 γ_j 为不同效价评论的系数向量,度量在线评论对消费者潜在品牌印象的直接影响,使我们得以对不同效价评论的有用性进行比较。随机冲击 $w_{j,t} \sim N(0, W_j)$ 。

(二)数据来源及样本描述

本文所使用的数据来源于一家提供基于位置的服务的公司,该公司的移动应用程序允许用户通过手机在实际地点签到,添加评论和图片。数据包括连续一年的签到和评论数据。每一个签到记录包括签到点所在城市、时间及评论等信息,每个地点信息包含该地点的名称、所属类别(如餐饮、娱乐、户外等)、具体空间位置及在数据库中创建的时间等。本研究以签到量作为店铺客流量或受欢迎程度的代理变量。尽管签到量并不等同于企业的实际绩效,但签到量反映销量,签到量越高,受欢迎程度也越高(Bao等,2014)。Liu等(2014)也指出,用户的店内签到量与实际客流量高度相关,并将其作为店铺绩效的代表。

本研究选取餐饮企业作为研究对象,考虑到线下餐饮消费的竞争关系通常受一定区域范围的限制,跨区域消费之间影响较弱,我们选取一个地区(上海)进行抽样。对数据进行清洗,将不具有明确分类(如分类缺失或混合分类)的地点移除之后,数据内上海地区属于餐饮业的店铺有11 662家。在使用签到等互联网数据进行分析时,由于数据通常较为稀疏,常见的做法为选取签到量较高的样本(Qu和Zhang,2013)。Martin等(2015)也指出,研究中常限制范围,如样本的时间和受欢迎程度等,从而产生有偏样本,并将研究结果限制于这些类别。在本研究中,由于访问量低的店铺数据稀疏,且其品牌效应较弱,与研究的相关性低,因此我们只研究签到量相对较高的品牌店铺,从总签到量排名前3 000的餐饮店中随机选取500个样本进行研究。

为获取评论信息,我们运用结巴和SnowNLP两个代码库进行文本挖掘。首先使用中文分词较为专业的Jieba分词程序对评论语句进行分解(<https://github.com/fxsjy/jieba>),再使用中文情感语义分析处理程序SnowNLP对每条评论的情感效价进行评分(<https://github.com/isnowfy/snownlp>),将在线评论区分为正面、负面和中性评论。SnowNLP是常用的中文语义分析包,是基于贝叶斯算法训练出来的模型。它对每条信息从0到1进行评分,评价该信息的正面程度,以0.5(中性评论)为分界线,小于0.5为负面评论,大于0.5为正面评论(Ouyang等,2017),其语义分类准确率超过80%(Zhang等,2018)。

为研究品牌强度对溢出效应的影响,参考廖俊云和黄敏学(2016)按是否为上榜连锁企业区分品牌强度,将酒店分为知名连锁品牌和不知名品牌的做法,我们对样本中属于同一家连锁企业的餐饮店进行统计和合并,得到67家连锁企业和117家非连锁企业。另外,我们进一步将连锁企业细分为样本中连锁店数量大于等于5家的16家企业(包括星巴克、避风塘、海底捞等)和小于5家的51家企业。将餐饮企业品牌按其进入样本的店面数量分为知名连锁品牌、中等连锁品牌和一般品牌,并对每一类品牌的数据进行加总,如对知名连锁品牌16家企业的所有店面数据进行加总,从集合层面进行分析。

为对同品牌店铺及品牌之间的溢出效应进行研究和比较,从企业层面抽取同一子类别的企业进行比较。同一子类别的企业通常为直接竞争者,由于在购买过程中常处于相似的地位而在消费者记忆中有强关联。我们抽取了样本中海底捞、豆捞坊和三人行骨头王三个在上海地区有较多连锁店的竞争性火锅品牌,并将地域范围进一步缩小为上海中心市区,我们比较了样本中三人行品牌在中心市区两家店面的相互影响。为控制参数估计数量,将另外两家企业的数据分别合并,研究海底捞(五家店的集合数据)、豆捞坊(四家店的集合数据)和三人行之间的竞争性溢出效应,这是从企业层面对集合层面分析进行的稳健性检验。

变量的描述性统计如表1所示,表中前三行为每个类别品牌中包含的店面数量、所有店铺日均签到量及不同效价日均评论量的描述性统计数据,如知名连锁品牌中,16家连锁企业在所有样本店面的平均日签到量为12.99个,高于中等连锁品牌9.78个及一般品牌8.29个的日签到量。最后三行为三个火锅品牌样本在上海中心市区店面的描述性统计报告。

表1 描述性统计

	店面数量	签到量 均值	最大值	最小值	标准差	正面评论 量均值	负面评论 量均值	中性评论 量均值
知名连锁品牌	184	12.99	211	0	12.31	1.87	0.78	6.15
中等连锁品牌	167	9.78	230	0	9.28	1.39	0.55	4.61
一般品牌	149	8.29	193	0	7.53	1.18	0.47	3.92
海底捞	5	12.44	69	0	6.38	1.59	0.73	5.56
豆捞坊	4	11.72	49	0	6.01	1.82	0.57	4.49
三人行	2	10.26	78	0	7.04	1.06	0.47	4.02

四、实证检验及结果

在模型估计中,我们使用MATLAB编程,采用MCMC方法,并在吉布斯(Gibbs)采样中使用前向滤波—反向平滑的方法来得到条件后验参数(Frühwirth-Schnatter, 1995)。模型估计的基本目标是在每一阶段对每个强度的品牌得到其状态和非状态参数的后验分布,并且模型设定为线性状态空间结构,可以使用标准的卡尔曼滤波和平滑算法(Bruce等,2012),即在每一次迭代中,通过卡尔曼滤波和平滑算法基于上一阶段非状态参数($\alpha, \beta, \delta, \gamma, w, v$)对状态参数(g_t)进行估计,再通过Gibbs采样在已知状态参数的条件下更新非状态参数。舍弃前15 000次迭代

结果,保证似然估计值达到收敛平稳阶段后,再进行5 000次迭代,保留后5 000次迭代得到的估计结果。

首先,我们对品牌强度及溢出效应进行检验, j 从1到3分别为知名连锁品牌、中等连锁品牌和一般品牌,模型估计结果如表2所示。关于品牌自身口碑影响的延滞效应,三类品牌的口碑延滞效应都显著,并且品牌强度越高,延滞效应也越高,如知名连锁品牌前一年的口碑效应有约0.236能够延续到下一期,而一般品牌仅有0.129。关于溢出效应,三类品牌的溢出效应都为负,验证了假设1。其中知名品牌对一般品牌的溢出效应最高,为-0.395,对中等品牌为-0.152,并且不受其他品牌溢出效应的影响。中等品牌对一般品牌的溢出效应为-0.161,而受一般品牌的负面影响仅为-0.083。因此,假设2得到验证,即强品牌的口碑提升会引起弱竞争品牌绩效较大幅度的下降;相反,弱品牌的口碑提升对强品牌绩效的影响较小。

另外,比较在线评论对消费者品牌印象的影响,中性评论对三类品牌都有较大的影响,分别为3.112、1.603和2.114,尤其是对一般品牌而言,正面和负面评论的影响都不显著,只有中性评论对降低消费者不确定性具有有用性,中性评论往往从客观的角度对产品进行评价,具有较高的诊断性。相对于其他品牌,强品牌受负面评论影响 γ_1^n 最大(-5.912),因此强品牌虽然对其他品牌的口碑溢出有较强的抵御力,但其自身的负面评论对其质量有更高的感知诊断性,负面评论的增加会导致较为严重的口碑下降。因此,在线口碑受不同效价评论的影响可能依赖于品牌强度。信息的诊断性随着信息成本的变化而变化(Spence, 1973)。相对于普通品牌,对强品牌产品发布负面评论信息具有较高的声誉成本,如果这些信息是错误的,信息发布者更可能受到批评(Luo等, 2017),这使消费者感知到强品牌的负面评论更具有可靠性和诊断性。

其次,对三个火锅类品牌的相互影响进行检验, j 从1到4分别为三人行品牌下的两家店、海底捞五家店的集合和豆捞坊四家店的集合,检验结果如表3中的基本检验所示。口碑的延滞效应与集合层面检验的结果相似,品牌较强的海底捞的延滞效应 δ_{33} 最高,约为0.205。三人行品牌的两家店之间的溢出效应 δ_{12} 约为0.068,为正面溢出, δ_{21} 不显著,验证了假设3,即一个产品的在线口碑上升对同品牌产品的绩效具有提升作用。另外,三人行第一家店受到海底捞和豆捞坊口碑的负面影响, δ_{31} 和 δ_{41} 分别为-0.059和-0.015,同时也对豆捞坊有一定的负面溢出, δ_{14} 为-0.088。因此,假设1关于在线口碑上升会降低竞争品牌绩效的论述进一步从企业层面得到验证。

最后,为进一步验证同品牌溢出结果的稳健性,我们在其他子类别中抽取新的品牌对结果重新估计。分别抽取了江浙菜类别的外婆家及茶餐厅类别的港丽餐厅在上海市区的四家店进行检验,结果如表3中的稳健性检验(1)和(2)所示。在溢出效应系数中可以看出,具有显著效应的都为正面溢出,进一步验证了在线口碑对同品牌产品绩效的提升作用。

表2 模型估计结果

参数	估计值	
	均值	95%覆盖区间
延滞效应		
δ_{11}	0.236*	(0.177, 0.295)
δ_{22}	0.178*	(0.131, 0.225)
δ_{33}	0.129*	(0.071, 0.187)
溢出效应		
δ_{12}	-0.152*	(-0.264, -0.056)
δ_{13}	-0.395*	(-0.551, -0.231)
δ_{21}	-0.0004	(-0.026, 0.024)
δ_{23}	-0.161*	(-0.222, -0.095)
δ_{31}	0.002	(-0.019, 0.024)
δ_{32}	-0.083*	(-0.120, -0.050)
在线评论的影响		
γ_1^p	0.863*	(0.209, 1.543)
γ_1^n	-5.912*	(-7.502, -4.348)
γ_1^o	3.112*	(2.878, 3.345)
γ_2^p	2.552*	(2.269, 2.827)
γ_2^n	-1.585*	(-2.518, -0.669)
γ_2^o	1.603*	(1.487, 1.719)
γ_3^p	0.596	(-0.044, 1.198)
γ_3^n	0.179	(-0.011, 1.378)
γ_3^o	2.114*	(1.903, 2.330)
时间控制(已包括)		
BIC	46424.04	

注:*表示在95%置信区间内显著。

表3 模型估计结果(同品牌溢出)

参数	基本检验		稳健性检验(1)		稳健性检验(2)	
	均值	95%覆盖区间	均值	95%覆盖区间	均值	95%覆盖区间
延滞效应						
δ_{11}	0.118*	(0.076, 0.164)	0.060*	(0.018, 0.105)	0.093*	(0.044, 0.141)
δ_{22}	0.134*	(0.084, 0.184)	0.076*	(0.029, 0.125)	0.069*	(0.023, 0.121)
δ_{33}	0.205*	(0.143, 0.267)	0.063*	(0.014, 0.113)	0.023	(-0.009, 0.054)
δ_{44}	0.167*	(0.112, 0.220)	0.177*	(0.121, 0.233)	0.122*	(0.068, 0.170)
溢出效应						
δ_{12}	0.068*	(0.015, 0.118)	0.071*	(0.025, 0.119)	0.047*	(0.088, 0.002)
δ_{13}	-0.042	(-0.080, 0.002)	0.032	(-0.015, 0.081)	0.046*	(0.012, 0.083)
δ_{14}	-0.088*	(-0.179, -0.001)	0.043*	(0.022, 0.063)	0.060	(-0.002, 0.123)
δ_{21}	0.008	(-0.025, 0.044)	0.090*	(0.049, 0.132)	0.010	(-0.034, 0.058)
δ_{23}	0.022	(-0.012, 0.057)	0.007	(-0.041, 0.055)	0.030	(-0.006, 0.064)
δ_{24}	0.022	(-0.062, 0.101)	0.011	(-0.010, 0.031)	0.061	(-0.008, 0.129)
δ_{31}	-0.059*	(-0.113, -0.006)	0.030	(-0.012, 0.071)	0.025	(-0.013, 0.064)
δ_{32}	0.061	(-0.009, 0.137)	0.009	(-0.033, 0.052)	0.018	(-0.021, 0.057)
δ_{34}	-0.051	(-0.182, 0.077)	0.026*	(0.006, 0.046)	0.046	(-0.014, 0.104)
δ_{41}	-0.015*	(-0.037, -0.006)	-0.165	(-0.279, 0.066)	0.084*	(0.052, 0.117)
δ_{42}	0.029	(-0.001, 0.059)	-0.003	(-0.115, 0.110)	-0.025	(-0.055, 0.006)
δ_{43}	0.002	(-0.021, 0.025)	0.128*	(0.007, 0.255)	0.010	(-0.015, 0.033)
在线评论的影响						
γ_1^p	1.151*	(0.969, 1.334)	1.075*	(0.932, 1.219)	1.275*	(1.111, 1.440)
γ_1^n	-0.137*	(-0.232, -0.037)	-0.302*	(-0.549, -0.058)	0.194	(-0.490, 1.195)
γ_1^o	1.356*	(1.268, 1.441)	1.086*	(1.020, 1.154)	1.188*	(1.109, 1.268)
γ_2^p	1.332*	(1.162, 1.502)	0.249	(-0.111, 0.392)	0.124	(-0.357, 0.988)
γ_2^n	-1.408*	(-1.768, -11.056)	-0.330*	(-0.005, -0.655)	-1.038*	(-0.769, -1.302)
γ_2^o	1.322*	(1.225, 1.422)	1.135*	(1.053, 1.220)	1.208*	(1.127, 1.289)
γ_3^p	1.438*	(0.873, 1.998)	1.185*	(1.013, 1.361)	1.191*	(1.066, 1.318)
γ_3^n	0.061	(-0.826, 0.947)	0.334	(-0.095, 0.572)	-0.821*	(-1.113, -0.544)
γ_3^o	2.034*	(1.835, 2.230)	1.210*	(1.131, 1.293)	1.234*	(1.173, 1.300)
γ_4^p	0.357	(-0.104, 0.605)	0.362	(-0.269, 1.037)	0.781	(0.588, 1.181)
γ_4^n	-0.473	(-0.833, 0.097)	1.040	(-0.009, 2.066)	0.183	(-0.275, 0.385)
γ_4^o	1.337*	(1.231, 1.449)	2.903*	(2.689, 3.124)	1.049*	(0.968, 1.130)
时间控制(已包括)						
BIC	23 036.06		27 692.84		34 873.09	

注:*表示在95%置信区间内显著。

五、结论与讨论

社交媒体的发展方便了消费者的在线沟通和产品的在线传播,企业也越来越多地参与到探索在线沟通对产品销售或企业绩效的影响中。之前有不少文献研究了在线评论对消费者决策的直接影响(King等,2014),但缺乏对相关关联产品在线口碑溢出效应及动态性的研究。从理论上,本文的研究主要有三个方面的贡献:

第一,本研究从可及性—诊断性理论的视角探讨了线下体验型产品在线评论的溢出效应,对在线评论研究做出了一定的贡献。尽管很多研究分析了在线评论与企业销售的关系,但忽视了对竞争者的潜在影响,也很少检验由评论所形成的口碑所代表的企业声誉的动态影响。通过使用贝叶斯动态线性模型,我们将在线沟通的影响视为一个动态过程,过去累积在线口碑的延续、当期的在线评论信息和竞争者口碑产生的诊断性共同影响一个产品当前的口碑,继而影

响消费者的消费选择和店铺的绩效。实证结果表明竞争性线下体验型产品的在线口碑具有负向溢出效应,一个品牌在线口碑提升会抢夺竞争者的顾客,并且对自身的口碑有动态强化作用,即口碑提升的价值会延伸到未来阶段,持续增强品牌的竞争优势。

第二,本研究对品牌研究也有一定的贡献。品牌资产是维护企业财务和商誉价值的重要资产,但之前很少有研究探讨品牌在线上环境中的作用。我们通过量化分析发现,品牌在线上口碑情境中对提升企业的竞争力和稳定企业的绩效依然具有重要意义。本研究评估了不同强度品牌产生的口碑溢出影响的不对称性:强品牌对其他品牌有较强的负向影响,即强品牌的口碑提升会导致相对较弱的竞争品牌较大程度的顾客损失,但强品牌本身受其他品牌影响较小。品牌关系影响的研究结果与Kwark等(2016)一致,由于感知相似性,产品属于同一品牌会使口碑价值产生转移,产生正向溢出,即口碑提升会正面影响同品牌其他店铺的绩效。

第三,本研究对不同效价的在线评论如何影响企业口碑及该影响的品牌间差异进行了检验,是对评论有用性研究的补充。本研究通过语义分析将评论分为正面、负面和中性,对评论对餐饮企业绩效的影响进行建模。实证分析发现,中性评论对不同品牌均有显著影响,即具有较高的诊断性,而强品牌自身的负面评论对其质量有更高的诊断性。

本研究也具有一定的实践意义,能够在一定程度上帮助企业更加全面地理解在线口碑对线下体验型产品的动态影响和相互关系及品牌在其中所起的作用,使企业对自己从参与社交媒体中获得的收益有一个更加现实的期待。首先,口碑是一把双刃剑,强品牌虽然能够抵御竞争品牌的口碑负面溢出,但是受自身的负面口碑影响较大。并且,由于在线口碑具有动态延滞作用,即不论口碑的上升和下降都具有持续性,因此品牌应加强负面口碑管理,重视提高产品和服务质量。有时负面口碑并非来自产品质量不佳,而是来自消费者感知质量与期望的落差,因此,要建立相应的机制及时应对消费者的负面口碑(徐伟青和黄孝俊,2004)。其次,尽管互联网在线口碑的发展使消费者所提供信息的影响日益增强,但企业自身的品牌仍然在其中起着重要作用,企业应加强品牌建设,以降低竞争产品口碑上升所带来的负面冲击,并且可以利用品牌不同产品之间的正向口碑溢出提升整体绩效。

本研究也有一定的局限性。不同于一般产品的互补关系,如电脑和鼠标等,线下体验型产品的互补关系较难定义,因此本研究只通过消费目的和功能定义同一类别产品的竞争关系,考察了餐馆类品牌的竞争性溢出效应,而没有对互补性产品的溢出效应进行对比研究,这对全面了解在线评论的溢出效应构成了一定的限制。

主要参考文献

- [1]邓贵川,彭红枫,林川.网络借贷中“语言”的魅力——来自人人贷平台文本挖掘的证据[J].珞珈管理评论,2018,(4):55-78.
- [2]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,(8):78-88,96.
- [3]廖俊云,黄敏学.基于酒店销售的在线产品评论、品牌与产品销量实证研究[J].管理学报,2016,(1):122-130.
- [4]汪旭晖,张其林.在线评论如何影响多渠道零售商品品牌权益?——调节聚焦倾向与在线评论框架的调节匹配视角[J].经济管理,2017,(6):129-146.
- [5]徐伟青,黄孝俊.口碑传播的影响力要素及其对营销创新的启示[J].外国经济与管理,2004,(6):26-30.
- [6]Ahluwalia R, Gürhan-Canli Z. The effects of extensions on the family brand name: An accessibility-diagnostics perspective[J]. Journal of Consumer Research, 2000, 27(3): 371-381.
- [7]Ahluwalia R, Unnava H R, Burnkrant R E. The moderating role of commitment on the spillover effect of marketing communications[J]. Journal of Marketing Research, 2001, 38(4): 458-470.
- [8]Anderson E T, Simester D. Advertising in a competitive market: The role of product standards, customer learning, and switching costs[J]. Journal of Marketing Research, 2013, 50(4): 489-504.

- [9]Balachander S, Ghose S. Reciprocal spillover effects: A strategic benefit of brand extensions[J]. *Journal of Marketing*, 2003, 67(1): 4-13.
- [10]Bao J, Deshpande A, McFaddin S, et al. Partner-marketing using geo-social media data for smarter commerce[J]. *IBM Journal of Research and Development*, 2014, 58(5-6): 6:1-6:12.
- [11]Bass F M, Bruce N, Majumdar S, et al. Wearout effects of different advertising themes: A dynamic Bayesian model of the advertising-sales relationship[J]. *Marketing Science*, 2007, 26(2): 179-195.
- [12]Bass F M, Talarzyk W W. An attitude model for the study of brand preference[J]. *Journal of Marketing Research*, 1972, 9(1): 93-96.
- [13]Bruce N I, Foutz N Z, Kolarici C. Dynamic effectiveness of advertising and word of mouth in sequential distribution of new products[J]. *Journal of Marketing Research*, 2012, 49(4): 469-486.
- [14]Chae I, Stephen A T, Bart Y, et al. Spillover effects in seeded word-of-mouth marketing campaigns[J]. *Marketing Science*, 2017, 36(1): 89-104.
- [15]Cleeren K, Dekimpe M G, Helsen K. Weathering product-harm crises[J]. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 2008, 36(2): 262-270.
- [16]Erdem T, Sun B H. An empirical investigation of the spillover effects of advertising and sales promotions in umbrella branding[J]. *Journal of Marketing Research*, 2002, 39(4): 408-420.
- [17]Feldman J M, Lynch J G. Self-generated validity and other effects of measurement on belief, attitude, intention, and behavior[J]. *Journal of Applied Psychology*, 1988, 73(3): 421-435.
- [18]Frühwirth-Schnatter S. Bayesian model discrimination and Bayes factors for linear Gaussian state space models[J]. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B(Methodological)*, 1995, 57(1): 237-246.
- [19]Herr P M, Kardes F R, Kim J. Effects of word-of-mouth and product-attribute information on persuasion: An accessibility-diagnostics perspective[J]. *Journal of Consumer Research*, 1991, 17(4): 454-462.
- [20]Ho-Dac N N, Carson S J, Moore W L. The effects of positive and negative online customer reviews: Do brand strength and category maturity matter?[J]. *Journal of Marketing*, 2013, 77(6): 37-53.
- [21]Hu Y, Du R Y, Damangir S. Decomposing the impact of advertising: Augmenting sales with online search data[J]. *Journal of Marketing Research*, 2014, 51(3): 300-319.
- [22]King R A, Racherla P, Bush V D. What we know and don't know about online word-of-mouth: A review and synthesis of the literature[J]. *Journal of Interactive Marketing*, 2014, 28(3): 167-183.
- [23]Krishnan T V, "Seethu" Seetharaman P B, Vakratsas D. The multiple roles of interpersonal communication in new product growth[J]. *International Journal of Research in Marketing*, 2012, 29(3): 292-305.
- [24]Kumar A, Smith M D, Telang R. Information discovery and the long tail of motion picture content[J]. *MIS Quarterly*, 2014, 38(4): 1057-1078.
- [25]Kumar A, Tan Y L. The demand effects of joint product advertising in online videos[J]. *Management Science*, 2015, 61(8): 1921-1937.
- [26]Kwark Y, Lee G M, Pavlou P, et al. The spillover effects of user-generated online product reviews on purchases: Evidence from clickstream data[A]. *Proceedings of 37th International Conference on Information Systems[C]*. Dublin: Curran Associates, 2016: 1245-1268
- [27]Luo X M, Gu B, Zhang J, et al. Expert blogs and consumer perceptions of competing brands[J]. *MIS Quarterly*, 2017, 41(2): 371-395.
- [28]Martin W, Harman M, Jia Y, et al. The app sampling problem for app store mining[A]. *Proceedings of the IEEE/ACM 12th Working Conference on Mining Software Repositories[C]*. Florence, Italy: IEEE, 2015: 123-133.
- [29]Pan Y, Zhang J Q. Born unequal: A study of the helpfulness of user-generated product reviews[J]. *Journal of Retailing*, 2011, 87(4): 598-612.
- [30]Peres R, Van den Bulte C. When to take or forgo new product exclusivity: Balancing protection from competition against word-of-mouth spillover[J]. *Journal of Marketing*, 2014, 78(2): 83-100.

- [31]Qu Y, Zhang J. Trade area analysis using user generated mobile location data[A]. Proceedings of the 22nd International Conference on World Wide Web[C]. Rio de Janeiro, Brazil: ACM, 2013: 1053–1064.
- [32]Roehm M L, Tybout A M. When will a brand scandal spill over, and how should competitors respond?[J]. *Journal of Marketing Research*, 2006, 43(3): 366-373.
- [33]Russell G J, Petersen A. Analysis of cross category dependence in market basket selection[J]. *Journal of Retailing*, 2000, 76(3): 367-392.
- [34]Seetharaman P B, Chib S, Ainslie A, et al. Models of multi-category choice behavior[J]. *Marketing Letters*, 2005, 16(3-4): 239-254.
- [35]Spence M. Job market signaling[J]. *The Quarterly Journal of Economics*, 1973, 87(3): 355-374.
- [36]Srivastava R K, Leone R P, Shocker A D. Market structure analysis: Hierarchical clustering of products based on substitution-in-use[J]. *Journal of Marketing*, 1981, 45(3): 38-48.
- [37]Sujan M. Consumer knowledge: Effects on evaluation strategies mediating consumer judgments[J]. *Journal of Consumer Research*, 1985, 12(1): 31-46.
- [38]Zhang S T, Wang F F, Duo F, et al. Research on the majority decision algorithm based on Wechat sentiment classification[J]. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 2018, 35(3): 2975-2984.
- [39]Zhu F, Zhang X Q. Impact of online consumer reviews on sales: The moderating role of product and consumer characteristics[J]. *Journal of Marketing*, 2010, 74(2): 133-148.

The Spillover Effect of WOM Formed by Online Reviews and Its Difference among Brands

Wang Tao, Yu Xue

(Economics and Management School, Wuhan University, Wuhan 430072, China)

Summary: Consumers increasingly rely on online reviews to help them make consumption decisions. Meanwhile, online reviews also facilitate the comparison of product information. Consumers typically pick one from a bunch of similar products by comparing available product information rather than only consider the items they finally purchase. Therefore, the information about one product could affect consumers' perception of related products, which is known as information spillover. Understanding the spillover effect is significant for businesses to have a full picture of the influence of online reviews. Although recent research has shown significant interest in exploring the spillover effect, especially those from marketing campaigns, little has been known on the spillover effect caused by online reviews. This research aims to study the spillover effect of online WOM among competitive products and the moderating effect of brand strength and brand relationship based on the accessibility-diagnostics theory. Using the cutting-edge Bayesian dynamic linear model, this empirical analysis disassembles the influence of reviews into a two-stage dynamic process. At the first stage, online reviews of different valence influence consumers' latent interest in products, which can be seen as online WOM from the perspective of product providers. Consumers' latent interests in different products influence each other, during which the spillover effect occurs. At the second stage, the change of such latent interests affects the performance of a product in the end. Using the check-in data of the catering industry provided by a location-based service company, this research finds that online reviews have a negative WOM spillover effect among competitive brands. In other words, the increase of online WOM

of one product will damage the performance of its competitors. This negative spillover is asymmetric among products with different brand strength. Products with higher brand strength have a larger spillover effect on products with lower brand strength, while they get less affected by other brands. Products sharing the same brand name could generate value transfer and have a positive spillover effect among each other. What's more, despite of the resistance to the negative spillover from competitive brands, strong brands suffer more loss from their negative WOM. Therefore, it is especially important for them to maintain positive online WOM. This study makes three main theoretical contributions. Firstly, previous studies tend to focus only on the direct effect of online reviews on product performance, while this research discusses its spillover effect based on the accessibility-diagnostics framework, expanding the perspectives on the effect of online reviews. Secondly, this research emphasizes the important role that brands play in the online environment and provides a new angle to analyze the interaction of traditional business characteristics and the online environment. Although social media has dramatically changed the way how a business reaches its customers, building a strong brand is still crucial to gain competitive advantages. Thirdly, this research examines and discusses how reviews of different valence affect online WOM and how this effect differs among brands, contributing new empirical evidence to the usefulness of online reviews.

Key words: online reviews; brand strength; spillover effect; Bayesian dynamic linear model

(责任编辑:王舒宁)

(上接第111页)

In sum, the main conclusions are as follows: In contrast to traditional wage labor, the management of online platform labor relationship has demonstrated novel institutional features, of which the most important ones are two-sidedness of the online work platform market, de-mutuality of labor contracting, algorithmic management of labor process and digital reputation mechanism. On the one hand, the development of online platform labor has opened up new space for the allocation of human resources and enhanced employment flexibility, employment inclusiveness and work autonomy in digital era. But on the other hand, together with the institutional evolution of the replacement of wage labor by labor service contract, it has also presented challenges of “decent work deficit” for labor relationship management, of which the most serious ones are weakening of labor bargaining power and thus lacking proper labor rights protection.

In general, it is vital for the sustainable development of labor platform economy to enhance employment fairness and work dignity. The fundamental move is to construct and improve the labor platform governance mechanism, which should be some kind of multilevel, collaborative governance system. In such governance system, the platform's self-regulation, laborers' self-organization and government regulation should be operated efficiently and coordinately, in order to enhance the two-sided interaction equitably and rationally.

Key words: online platform labor; contractual features; algorithmic management; platform governance

(责任编辑:王舒宁)