

文章编号:1003-207(2019)08-0096-11

DOI:10.16381/j.cnki.issn1003-207x.2019.08.010

消费咨询网络中的虚假观点识别与产品采用研究

邵 鹏¹, 胡 平²

(1. 西安工程大学管理学院, 陕西 西安 710048; 2. 西安交通大学管理学院, 陕西 西安 710049)

摘 要:消费咨询网络是社会化商务环境中的一类特殊社交网络,商家借助消费咨询网络用户传播产品信息从而形成了社交广告。当网络中传播的社交广告传递高于产品品质的评价,或对竞争对手的产品做出低于真实产品品质的评价,称为虚假评价。基于连续观点和离散行为思想构建了产品采用模型,并在模型中设置了用户观点学习规则,即尚未购买产品的用户优先选择诚信指数较高的用户进行观点学习。借助计算实验方法研究了社交广告、观点学习轮次对观点演化和产品采用的影响。结果表明:产品采用模型能够使得被虚假观点误导从而购买产品的用户比例降低;虚假观点识别机制可以有效识别出“低质高评”和“高质低评”,并降低其导向性;观点学习轮次的增加可以提高虚假观点的识别效果。研究克服了现有产品扩散模型在不区分信息扩散与产品购买、不考虑信息真伪性、不考虑不同采用阶段等方面的局限。

关键词:社会化商务;产品采用;虚假观点;观点学习

中图分类号:F274;F224 **文献标识码:**A

1 引言

消费咨询网络是社会化商务环境中的一类特殊社交网络(如豆瓣网、小红书、Epinions等),网络用户具有匿名性,用户关系的构建主要不是为了实现人际关系的交往,而是为了通过在线社交网络关系了解到需要的产品信息^[1-2]。与传统在线评价网站(大众点评网、口碑网)导入现有社交关系不同,第三方产品分享与评价网站中的用户社交关系通常是基于购物兴趣或某类产品主题建立的。在这些网站中,用户可以建立在线社交关系、分享产品信息或评价,也可以向网络成员咨询产品相关问题。借助组织行为学中咨询网络的概念,由于此类在线社交网络能够使用户向其它用户进行相关产品咨询,因此被称之为消费咨询网络^[2]。由于商家开始借助消费咨询网络中有影响力的用户传播产品信息,这就形成了社交广告,或用户生成广告^[3]。社交广告最大

的特点在于广告传播所依赖的媒介是具有相互连接关系的个体,个体之间的网络关系结构使得个体消费者在社交广告传播上具有更大的权力^[4]。商家可能借助外在激励的方式,使得社交广告传递高于产品品质的评价,或对竞争对手产品做出低于真实品质的评价。这类发表不真实、具有欺骗性评价称为虚假评价^[5-6]。

两级传播理论认为新产品首先从大众媒介传递到意见领袖,而后意见领袖将信息传递给他们日常生活中所影响的人^[7]。然而,现实中这种影响作用可能会被商家利用,如借助特殊用户传播产品正面或负面的观点,以引导网络观点走向从而对用户产品采用产生影响。相关研究通常从客观性和有用性两方面评价社交广告或用户传播的产品观点,评价客观性是对评价发布者所发布信息的评估,而评价有用性是评价参考人对该评价是否有参考价值的感知^[8]。针对评价可能存在虚假,部分平台设置了有用性评价机制。有用性评价机制可以使得那些被其他人认为有用的评价排序靠前,能够被更多人参考,对于用户而言是有益的。如在电商网站(如亚马逊、京东)和消费咨询网络(如豆瓣、什么值得买)中,通过“点赞”或“认为有用”的方式来降低虚假评价对用户观点的影响。因此,从用户角度来看,允许已购买者做出评价并设置评价有用性机制对消费者是有益

收稿日期:2017-11-02;修订日期:2018-04-23

基金项目:教育部人文社会科学研究青年基金资助项目(18YJC630139,17YJCZH082);陕西省自然科学基金基础研究计划资助项目(2018JQ7001);西安工程大学博士科研项目(107020338)

通讯作者简介:邵鹏(1987-),男(汉族),陕西蓝田人,西安工程大学管理学院副教授,博士,研究方向:产品扩散与复杂网络,E-mail:shaopengde@sohu.com.

的。

基于现有研究与现实问题得到启示:第一,由于产品扩散中不仅包含正负面观点,还有虚假观点的存在,从用户主动学习角度出发研究如何通过多轮学习来识别消费咨询网络中的虚假观点。第二,基于微分方程的仓室模型来模拟产品扩散过程,只刻画了二种到四种个体的状态,并未赋予个体相应的观点^[9]。然而,消费者对于产品的观点是连续区间上的数值,而非离散的采用或不采用。第三,有界信任的观点动力学模型能够模拟个体观点交互,却未能区分产品扩散的不同阶段^[10]。从产品采用的过程来看,当潜在购买者获得信息后,可能会传播该信息,也可能做出是否采用的决策。因此,产品扩散应包括采用前和采用后两个阶段,个体观点的演化规则过程也应该考虑这两个阶段的差异。由于现有模型在刻画对用户连续观点及产品采用的离散状态存在局限,因此本研究基于连续观点和离散行为(Continuous Opinions and Discrete Actions model, CODA)思想^[11-12],结合了仓室模型与有界信任模型,构建了连续观点和离散状态的产品采用模型。借助计算实验方法研究了社交广告、观点学习轮次对观点演化和产品采用的影响。

2 模型构建

2.1 连续观点和离散状态的产品采用模型

2.1.1 对仓室模型的扩展

复杂网络创新扩散的研究受到仓室模型的启发,研究创新如何在人群中传播^[13]。在 SIR 模型中,个体经历了三个状态(易受感染 S、感染 I、移除 R),以及两种状态转化(S→I,I→R)。本文扩展 SIR 模型到 SIRB 模型,保留了 SIR 模型中的三种基本状态,增加了第四种状态(购买态 B),共有三种状态转变过程(S→I,I→R,I→B)。SIRB 模型的微分方程如式 1 所示:

$$\begin{cases} \frac{ds(t)}{dt} = -\beta(t)s(t) \\ \frac{di(t)}{dt} = \beta(t)b(t) - \gamma_i(t) - \lambda(i(t) - \gamma_i(t)) \\ \frac{dr(t)}{dt} = \gamma_i(t) \\ \frac{db(t)}{dt} = \lambda(i(t) - \gamma_i(t)) \end{cases} \quad (1)$$

式(1)中, $s(t)$ 、 $i(t)$ 、 $r(t)$ 、 $b(t)$ 分别表示在时刻 t 的四种状态用户的比例。用户状态改变规则如

下:S 状态的消费者(即易接受产品信息,Susceptible)可能会转变为 I 状态,如果他的某个邻居已经购买了产品(B 状态),转变概率为 β ;I 状态消费者(产品信息拥有者,Infected)和 B 状态消费者(产品已购买者,Buy)是产品信息拥有者,他们可能会通过消费咨询网络向关注自己的用户传递信息。相对于尚未购买产品的产品信息拥有者(I 态)传递的信息,通常人们会认为产品已购买者(B 态)发布的产品评价可信度较高;此外,I 状态消费者可能会以概率 γ 转化为 R 状态,I 状态消费者可能会以概率 λ 购买产品从而转化为 B 状态消费者;R 状态的消费者(产品信息屏蔽者,Remove)无法接受或传递产品信息,也不会购买产品或影响他人。

2.1.2 加入观点学习的 SIRB 模型

SIRB 模型刻画了四种状态的个体,但并没有赋予个体相应的观点。然而,现实中用户对产品的观点是分布在一定区间上的观点值,即产品信息的传播并非知晓或不知晓,而是带有观点的信息(评价)。Martins^[11-12] 构建了连续观点和离散行为模型(CODA),连续观点表示用户对产品的评分,离散行为表示当内部观点发生变化时用户状态的变化。在 CODA 模型中,基于邻居的离散行为,用户更新其内部观点和外部行为。因此,CODA 模型适合应用于理解日常生活中的一些现象^[14]。本研究基于连续观点和离散行为的思想,使用 SIRB 模型刻画用户的离散状态(四种状态),使用有界信任的 DW 模型刻画用户的连续观点。

具体而言,用户观点演化分为两个阶段:购买前和购买后。购买产品之前,用户会搜集产品的相关信息,浏览之后会对该产品产生一个初始观点;产品购买之后,用户对产品有了自己的使用体验和认知,而该体验感受的好坏程度主要是由产品质量决定的,用户基于使用体验进行观点更新。图 1 中以 Node 1 为例,展示了用户观点学习和状态改变过程:Node 1 向 B 态邻居(Node 3)学习观点从而转变为 I 态;Node 1 转变为 I 态后,经过多轮次向邻居中的 I 态用户(Node 2)或 B 态用户(Node 3)观点学习;Node 1 用户最终做出不采用或采用产品的决策,即转变为 R 态或 B 态;当 Node 1 用户转化为 B 态后,通过产品使用体验对邻居中的 B 态用户所持有的观点与自身观点相比较,对邻居节点(Node 3)的诚信指数做出评价。

观点学习过程遵循四个规则:①向邻居学习,即向所关注的用户学习;②向知情者学习,即 S 态和 I

态用户向 B 态用户进行观点学习, I 态用户之间进行观点学习; ③向高诚信指数者学习, 即优先选择邻居中诚信指数较高的用户进行学习; ④多轮次学习,

经过多次向不同用户观点学习后做出购买决策; ⑤对诚信指数评价, 即购买后的用户对其 B 态邻居节点的诚信指数进行评价。

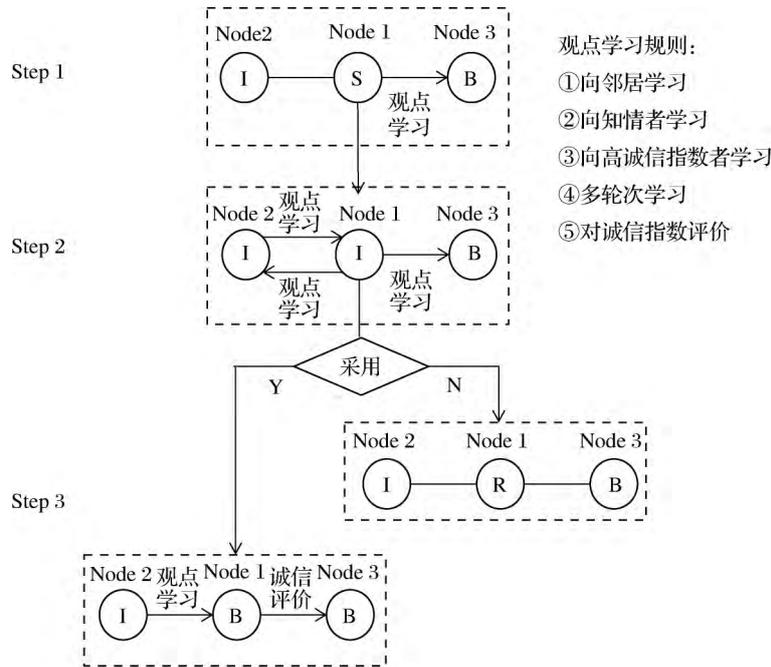


图 1 加入观点学习的 SIRB 模型

从产品扩散的全部过程来看, 具体包括三个步骤: 第一步, 商家在消费咨询网络中选择一定比例的用户成为初始 B 态节点, 借助这些用户在消费咨询网络中传播产品的观点。通常商家有动机借助这些用户发布高于产品质量的观点, 试图引发更多人购买。反之, 竞争对手则可能招募网络用户做出对该产品不利的评价。第二步, 当 S 态用户接触到 B 态用户, 则 S 态用户以一定的概率向 B 态用户进行观点学习, 获得产品信息(转变为 I 态)。由于网络中 S 态用户对产品并不知情, 故其初始观点来自其观点学习对象(B 态用户)持有的观点。第三步, 网络中 I 态用户拥有观点, 一方面会向其他 I 态或 B 态用户进行观点学习, 另一方面会做出是否购买的决策。当 I 态用户拒绝购买则以一定的概率转化为 R 态; 当 I 态用户购买产品后, 该用户由 I 态转化为 B 态, 并根据使用满意与否来更新观点。由于网络中可能存在虚假评价, 因此转化为 B 态的用户可以对邻居 B 态用户的诚信指数进行评价(诚信指数用于进行虚假评价识别)。

2.2 虚假观点类型与用户诚信指数

社交广告是指商家借助社交网络或社交网络成员发布的, 具有对产品宣传作用各类信息。由于

社交网络具有开放性, 因此社交广告在传播过程中会受到传播者的加工处理, 从而改变了信息的价值。现实中商家可能利用支付报酬或其它利益手段, 鼓励消费者发布信息, 在利益的驱使下可能会产生不真实的评价。本文关注的虚假评价指欺骗性评价, 即蓄意扩散吹捧或诋毁商品的评价以误导消费者做出偏离理性的决策^[5-6]。一般而言, 虚假评价的产生机制如图 2 所示, 包括虚夸和过贬两种类型。

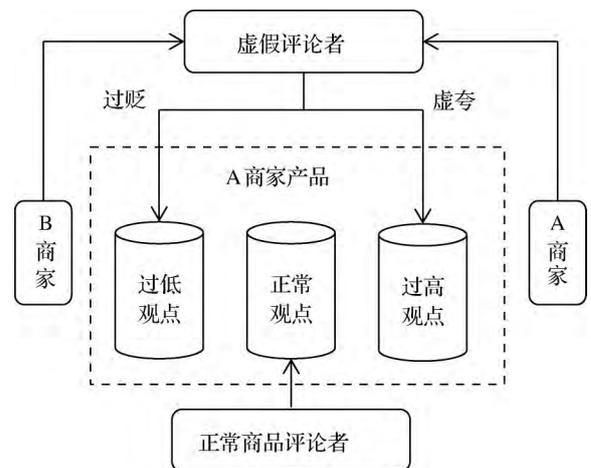


图 2 正常观点与虚假观点的产生

基于评价是否符合产品真实质量,消费者对产品持有的观点分可为真实观点和虚假观点两大类(表 1),其中真实观点包括“高质高评”的正面观点和“低质低评”的负面观点,而虚假观点则包括“低质

高评”和“高质低评”两类。因此,消费咨询网络中共有“真实正面观点”、“虚假过贬观点”、“虚假虚夸观点”、“真实负面观点”四种类型观点。

表 1 四种类型评价

		评价(观点)	
		高	低
产品	高	真实正面观点(高质量,高评价)	虚假过贬观点(高质量,低评价)
质量	低	虚假虚夸观点(低质量,高评价)	真实负面观点(低质量,低评价)

虚假观点识别涉及信息来源的可信度,而信息来源的可信度与信息内容本身没有关系^[15]。消费者防御原型理论认为当消费者意识到有被欺骗风险或已经被欺骗的时候,会激活相应的防御行为,从而降低被再次欺骗的风险^[16]。现实中,很多电子商务网站或第三方评价应用都开始重视在线评价的管理和识别,如 Amazon、京东商城网、豆瓣网等平台的产品页面评论区会设置“这条评论对您有用吗”的投票按钮。

基于以上理论和实践,建立诚信指数来探讨已购买产品用户对其他用户做出的产品评价真实性的感知。诚信指数表示网络中其他用户对评价发布者的一种认知,体现了该评价被其他用户认可的程度。因为产品评价关乎客观质量与主观感知,因此应该使用偏离该用户购买后评价的程度来度量。用户购买后得知产品的真实质量,如果发现某用户发表了与其感知差别较大的评价,则降低该用户的诚信指数。由于现实产品评分通常是 5 分制,对应于本研究的 $[0,1]$ 之间的连续观点即 0.2 单位,对于 j 用户而言,其观点上下各 0.1 单位即构成了 0.2 单位。因此,假设观点上下 0.1 单位是消费咨询网络用户判断对方是否与其观点一致的标准。因此,在每一轮次,对于用户 j 而言,其能影响用户 i 诚信指数的程度如式(2)所示:

$$H_i^t = \begin{cases} H_i^t - \frac{1}{degree_i}, & |O_j - O_i| > 0.1 \\ H_i^t + \frac{1}{degree_i}, & |O_j - O_i| \leq 0.1 \end{cases} \quad (2)$$

节点 i 是已经购买产品的用户,其在时刻 t 的观点为 O_i^t ,其邻居 j 在时刻 t 购买产品并通过产品使用得出自己的观点 O_j^t 。而后,回顾或观察已经购买过产品的邻居用户(B 态)的观点,并将自己观点与之进行比较。如果观点差距较大则表示不认同,如

果观点差距较小则表示认同。 $degree_i$ 为用户的入度数(即有多少位用户关注节点 i),因此式(2)确保了诚信指数评价机制中“一人一票”的规则。如果观点相差大于 0.1,即 $|O_j - O_i| > 0.1$,那么节点 j 认为节点 i 做出的评价为虚假评价,降低 i 的诚信指数;如果观点距离在 0.1 之内,即 $|O_j - O_i| \leq 0.1$,那么节点 j 认为节点 i 做出的评价为真实评价,增加 i 的诚信指数。

对于整个演化过程而言,时刻 t 节点 i 的诚信度 H_i^t 为:

$$H_i^t = 1 + \sum_1^{t-1} \frac{n_i}{degree_i} - \sum_1^{t-1} \frac{m_i}{degree_i} \quad (3)$$

其中, n_i 表示节点 i 发表的产品观点受到消费咨询网络中邻居用户认同的次数, m_i 表示节点 i 发表的产品观点受到消费咨询网络中邻居用户不认同的次数。

2.3 多轮观点学习与观点更新规则

2.3.1 观点学习

初始网络中所有个体均为 S 状态,而后商家在消费咨询网络中选择了一些用户,并将产品信息传递给了这批用户。这些用户由 S 态转化为拥有产品信息的 B 态节点,即这些 B 态节点的初始观点来自于商家授意。在产品扩散进程中,用户观点学习与状态更新一直进行着。每一轮,I 态或 B 态用户发布观点,I 态或 S 态用户搜寻观点。

对于 I 态用户而言,I 态用户之间会进行观点交互,I 态用户会向 B 态用户进行观点学习。即当用户 i 与 j 具有连接时,按照以下规则进行观点学习:

$$O_i^{t+1} = \begin{cases} O_i^t + CH_{ij}\mu_i [O_j^t - O_i^t], & |O_j^t - O_i^t| \leq \epsilon_i \\ O_i^t, & |O_j^t - O_i^t| > \epsilon_i \end{cases} \quad (4)$$

其中, μ 为观点收敛参数,一般是 $[0,0.5]$ 之间的一个常数,影响观点收敛的速度。 ϵ 为置信阈值,

是 $[0,1]$ 之间的一个常数, ϵ 值大小表明个体对其他用户观点的容限度高, 即网络成员是否可能进行观点交互的最大观点距离。CH 是引入诚信指数的信任矩阵, $CH_{ij} = C_{ij}H_j$ 。 H_j 是该个体在网络中的诚信指数, 来自于其他用户对其观点真实性的评价。 C_{ij} 表示用户 i 对用户 j 的信任, 设置用户 i 对 B 态用户(已购买产品)信任大于对 I 态用户(未购买产品)的信任。

$$C_{ij} = \begin{cases} 1, & j \in B \\ 0.5, & j \in I \end{cases} \quad (5)$$

当用户 i 与 j 不具有连接时, 用户 i 保持原有观点:

$$O_i^{t+1} = O_i \quad (6)$$

相关研究指出, 重复传播同一广告可以提高品牌或产品在用户认知中的停留时间^[17], 会增加受众对于产品的正面感受^[18]。对于消费咨询网络用户而言, 多次的信息获取能够降低被误导的概率, 即“兼听则明、偏信则暗”。TNS 市场研究公司通过调查发现, 网络用户在购买产品前通常需要进行多次咨询, 人群中的信息咨询次数均值约为 4 次。因此, 模型中用户会在产品购买前进行多轮次观点学习, 即多次且向不同用户进行观点学习, 而后做出产品购买决策。

2.3.2 采用决策

一般而言, 当对产品的观点大于一定的接受阈值(期望效用)时, 用户会进行购买。基于 Lee 等^[19]研究, 用户的采用阈值来自对当下正在使用产品价值的评价。假设网络中成员均具有购买能力, 设置以下购买决策规则: 其一, 当 I 态用户接收到产品信息时, 如果其观点大于期望效用, 即该产品可以满足个人需要, 因此用户可能做出购买决策(I→B); 其二, 当 I 态用户接收到产品信息时, 如果其观点小于期望效用, 即感知该产品无法满足个人需要, 因此用户不做出购买决策(I→I)。

由于在研究中假定网络中的用户均为对产品有需求且具有购买能力, 因此当用户做出购买产品的决策后即视为产品采用。

2.3.3 购后观点更新

Anderson 等^[20]认为用户满意函数包含两个部分, $满意 = f_1(质量) + f_2(质量, 期望)$, 其中 f_1 和 f_2 的一阶导数均大于 0。刘波和叶勇^[21]认为用户满意可以表示为期望与感知差异的函数。由于 I 态用户购买产品后会对观点进行更新, 基于以上讨论得到观点更新规则式(7), 满足文献^[20-21]对用户满意函

数的界定。

$$O_i^{t+1} = U + U \times (U - O_i) \quad (7)$$

个体观点的演化过程分为购买前和购买后两个阶段。消费者购买产品后, 如果 $U > O_i$, 则做出满意的评价; 如果 $U < O_i$, 则做出不满意的评价。B 态用户已经购买了产品, 其观点和状态保持不变。R 态节点是 I 态节点以一定的概率转变的, 这些节点不参与观点交互且状态不再改变。

3 实验设计与步骤

3.1 实验网络

相关研究指出包括消费咨询网络在内的大部分在线社交网络均具有无标度特征, 且网络节点具有异配性^[22-23]。BA 模型^[24]是无标度网络的经典模型^[25]。基于 BA 算法生成网络规模 $N = 200$ 的网络, 实验网络平均度为 9.46, 且为异配网(度相关系数为 -0.0789)。此外, 设置信任矩阵, 即 CH_{ij} 表示节点 i 对节点 j 的信任程度, CH_{ij} 受到节点诚信指数的影响, 还受到一对节点之间信任度的影响。

3.2 实验内容

实验设计了两种途径使网络用户了解到新产品的存在。第一种途径是通过商家发布社交广告的方式, 在实验初始时刻, 群体中随机有一定比例的用户被商家选中作为社交广告的发布者。第二种途径是通过消费咨询网络用户关系传递的。每一轮次中, 所有观点可以改变的节点(I 或 S 态)会发生一次观点学习过程。参照郭斌等^[26]的研究, 每一轮次当用户 i 的观点大于效用阈值时, 该节点就可能采纳该新产品, 否则等待。

通过两组实验来研究虚假观点环境中用户观点学习与用户产品采用问题。

实验一: 社交广告与产品采用。商家选择网络中的部分用户作为社交广告发布者, 并赋予这些用户特定的观点值(对产品的评价), 产品质量分别设置为高、中、低三种。该实验主要研究社交广告发布者比例、社交广告观点值对产品采用比例和用户平均观点的影响。

实验二: 观点学习轮次与产品采用。在实验一中参照 TNS 市场研究公司发布的数据, 即设置用户观点学习轮次为 4 次。为了探索用户学习轮次越多, 虚假观点识别机制是否更有效, 实验二关注随着观点学习轮次的变化, 群体观点演化与产品采用情况。

3.3 实验方法

近年来,计算实验方法已被证明是探索社会复杂系统动态的一种合适方法,并且在许多学科中获得了发展。在消费者行为研究领域,如杂货购买的 Agent 模型^[27],二手车购买的 Agent 建模^[28],购买决策过程模型^[29],促销条件下的购买模型^[30]。基于

主动学习视角研究存在虚假观点的消费咨询网络中的多轮观点学习和产品采用问题,适合通过计算机进行模拟研究。本文基于计算实验方法进行实验,模型模拟时长为 200 步,每次模拟结果均为 100 计算的平均。参数设置见表 2。

表 2 参数设置

变量	含义	数值或分布
$O(A)$	发布社交广告用户的观点	0.1 到 1 间隔 0.1
U	产品质量	0.1 到 1 间隔 0.1
EU	效用阈值	均匀分布 $U(0,1)$
$P(A)$	发布社交广告的用户比例	0.01 到 0.1 间隔 0.01,或固定为 0.1
RT	从接受信息到购买的观点学习轮次	均值为 1—10 的均匀分布,或均值固定为 4
C	信任程度	对 B 态节点信任度为 1,对 I 态节点信任度为 0.5
γ	I 态转化为 R 态的概率	0.002
H	诚信指数	消费咨询网络邻居用户“一人一票”的评价

其中,期望效用阈值的设置参照郭斌等在新产品创新扩散研究中的设置^[26]。用户从接受信息到购买产品通常需要多次观点交互,参照 TNS 市场研究公司的调查数据,从接受信息到购买产品的观点交互轮次 RT 设置为均值为 4 的均匀分布,而在实验二中将观点学习轮次设置为均值 1—10 的均匀分布来研究观点学习轮次对观点学习和产品采用的影响。I 态用户转化为 R 态的概率参照前人研究设置为 0.002^[31]。 $P(A)$ 为发布社交广告的用户比例,通常而言发布社交广告用户比例越高则成本越大,但传播范围更广,如“小米 3 手机”的社交广告比例约为 0.13(产品发布会互动人数 130 万与最终销量 1000 万之比),如《社交红利》众筹的社交广告比例约为 0.066(初始粉丝数 3300 与最终销量 50000 之比),在实验一中设置 $P(A)$ 在 0.01 到 0.1 之间变化,在实验二中设置 $P(A)$ 为 0.1。

4 实验分析

4.1 社交广告与产品采用

商家选择 $P(A)$ 比例的用户作为社交广告发布者, $O(A)$ 表示这部分用户发布的观点值。此部分关注随着 $P(A)$ 的变化,在高质高评、低质低评、高质低评、低质高评四种评价环境中,模型在引入虚假评价识别机制和未引入虚假评价识别机制条件下,消费咨询网络中产品采用者比例($P(B)$)和平均观点(O)的变化情况。

当社交广告传递的产品信息与产品质量一致时

(图 3),即不存在虚假评价的消费咨询网络中,有无虚假评价识别得出的结果一致,因此只展示了有虚假评论识别时的结果。随着社交广告发布用户比例的增加,平均观点基本保持一致。高质量产品且高初始观点(高质高评, $U=0.7, O=0.7$)的最终购买比例和平均观点高于低质量产品且低初始观点(低质低评, $U=0.3, O=0.3$)条件。然而,随着 $P(A)$ 的增加,采用者比例并没有明显增加,这来自两方面原因。一方面,BA 网络中并不存在较大规模的孤立群体,因此,初始很小的 $P(A)$ 比例便可以产生良好的传播效果。当整体网络是由多个孤立的子网络组成时,那些没有社交广告发布者的子网络便无法获知产品信息。另一方面,图中所展示的 B 态用户比例是剔除社交广告发布用户比例后的结果。

当社交广告传递的产品观点与产品质量不一致时(图 4),即存在虚假观点环境中,包括“低质高评”和“高质低评”两种情况。

现实中,商家为了谋取利益可能会在社交网络上推出高于其产品质量的信息,诱导信息不对称的消费者购买,称之为“低质高评”。在“低质高评”($U=0.3, O(A)=0.7$)条件下,随着社交广告发布用户比例的增加,未加入虚假评价识别机制时的购买比例明显高于加入虚假评价识别机制时的比例,未加入虚假评价识别机制时的平均观点高于加入虚假评价识别机制时的平均观点。表明了“低质高评”条件下,虚假评价识别机制能够有效降低用户被虚假信息引导的程度。当社交广告比例较高时,初始阶

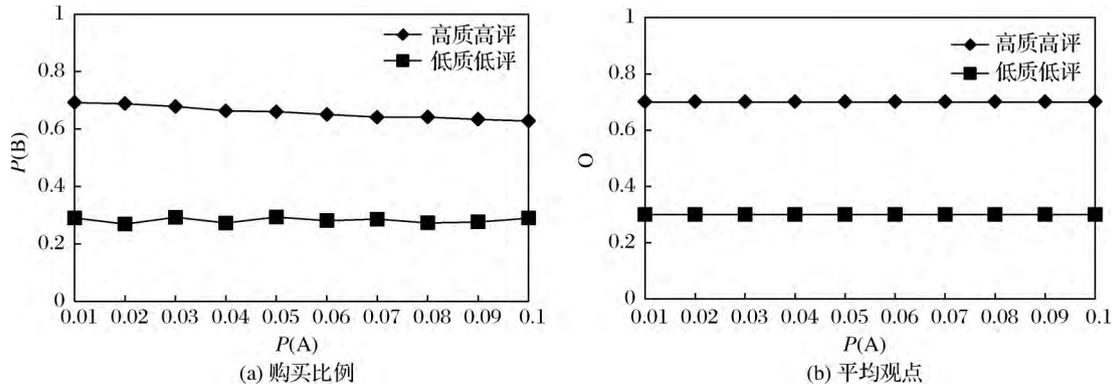


图3 质量与评价一致时的产品采用比例和平均观点

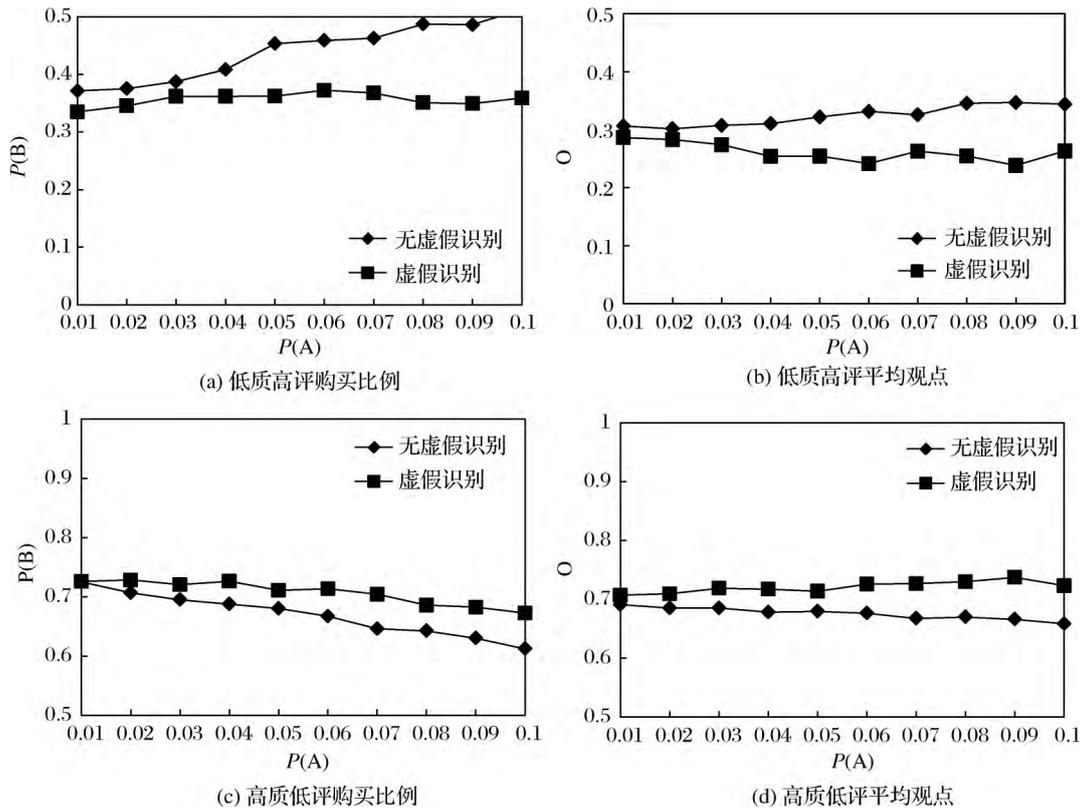


图4 低质高评、高质低评的产品采用比例和平均观点

段网络中虚假评价人数较多,消费者难免受到这些虚假观点的影响而增加购买可能性。

当商家推出的产品质量较高时,也可能面临竞争对手的恶意差评,称之为“高质低评”。在“高质低评”(U=0.7,O(A)=0.3)条件下,随着社交广告发布用户比例的增加,最终购买人数呈下降状态,最终观点呈下降趋势,这与前人研究结论一致^[32]。具体而言,在购买人数方面,未加入虚假评价识别机制时的购买比例低于加入虚假评价识别机制时的比例。在最终平均观点方面,未加入虚假评价识别机制时的平均观点低于加入虚假观点识别机制时的平均观

点。表明了“高质低评”条件下,虚假评价识别机制能够有效降低用户被虚假观点引导的程度。

4.2 观点学习轮次与产品采用

此部分关注存在虚假观点环境中,随着用户观点学习轮次的增加,虚假观点识别的效果。现实中“低质高评”类的虚假观点相对较多,因此此部分以“低质高评”情况为例。设置初始社交广告发布用户比例 P(A)为 0.1,分别对有虚假观点识别机制下的多轮观点学习和无虚假观点识别机制下的多轮观点学习进行分析。为了分析平均观点与购买比例随时

间的变化趋势。此部分的平均观点为所有 I 态节点的平均观点(O(I)),即关注那些尚未购买产品的用

户经过多轮观点学习后观点接近真实情况的程度(图 5)。

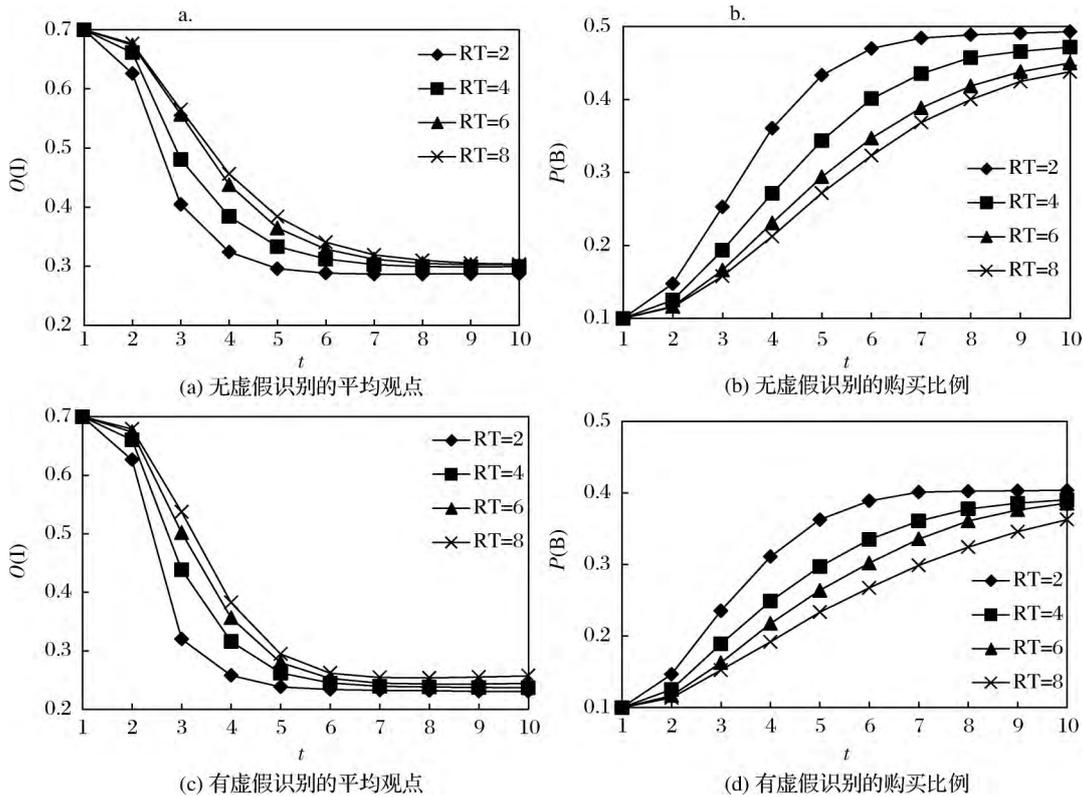


图 5 不同观点学习轮次的平均观点与产品采用

早期 I 态用户持有的观点来自于社交广告发布者传递的观点。从平均观点来看(图 5a,c),在既定的观点学习轮次下,I 态用户的平均观点随时间降低;随着观点学习轮次的增加,平均观点随时间降低速度变慢;相对于无虚假观点学习条件(图 5a),有虚假观点学习时(图 5c)的观点下降程度较大。因为实验是在“低质高评”环境中进行的,即当用户平均观点越低,用户观点越能反映产品真实质量。因此实验表明,在虚假观点学习机制下,I 态用户平均观点更接近现实。然而,观点学习轮次越多,I 态用户的平均观点下降速度相对较慢。这样的结果是否表明观点学习轮次增加不利于用户获得真实观点呢?这需要进一步结合网络中已购买产品用户的比例来分析。从产品采用比例来看(图 5b,d),早期网络中只有 10%的用户为购买状态,即初始的 10%采用者来自于那些社交广告发布者。随着时间的增加,产品采用者比例也在增加;观点学习轮次越多,产品采用比例越低;相对于无虚假观点识别条件(图 5b),有虚假观点识别时(图 5d)的产品采用比例相

对较低。因为实验是在“低质高评”环境中进行的,即当产品采用比例越低,用户被虚假社交广告误导的程度越低,即观点学习效果更好。

在有虚假观点识别机制条件下,结合 I 态用户平均观点(图 5c)与消费咨询网络中产品采用比例(图 5d),可以解释“为何观点学习轮次越多,用户观点学习效果越差”的现象。在“低质高评”环境中,虚假观点识别机制的效果,应该体现在最终购买产品用户的人数较少,这样来看显然观点学习轮次越多越好(如 RT=8 时的采用比例低于 RT=2 时)。当 RT=2 时,网络中 I 态用户平均观点较低,这是以牺牲部分用户被误导购买带来的。因为当网络中购买产品用户比例越多,网络中的真实观点就越多,因此那些尚未购买产品的 I 态用户就更可能获得真实的观点,即表现为网络中 I 态用户平均观点较低。

5 结语

本研究基于 CODA 思想,将 SIR 模型改进为 SIRB 来刻画用户的离散状态,并将 SIRB 模型与连

续观点模型相结合构建了产品采用模型。在产品采用模型中设置了用户观点学习规则,即通过购后体验来识别其他已发布观点用户的诚信度,尚未购买产品的用户则优先选择诚信指数高的用户进行观点学习。基于构建的产品采用模型,从社交广告、观点学习轮次对观点演化和产品采用情况进行分析。本研究通过二组实验得到了以下发现:第一,由于虚假评价识别机制的引入,因此偏离真实质量的社交广告并不能发挥持续性作用,用户购买产品后会向消费咨询网络中其他用户传递真实的观点,并对做出虚假评价的用户进行诚信指数评价。第二,在具有虚假观点识别机制的产品采用模型中,学习轮次增加可以增加虚假观点识别效果,即观点学习模型能够使得被“低质高评”虚假观点误导从而购买产品的用户比例降低。其中,尚未购买产品用户能够获得真实观点,可能来自于虚假观点识别机制,也可能是来自相对较多用户被误导购买后发表真实观点形成的。

基于以上发现,本研究提出以下建议:第一,对于企业而言,企业借助网络用户发布的广告应该传递出与其实际质量相应的观点。在虚假评价识别机制下,过高评价的导向作用并不具有持续性,且期待与现实之间的差距会造成不好的消费体验。第二,对于消费者而言,在存在真实观点和虚假观点的环境中,可以通过较多轮次的观点学习来减少虚假评价的误导,获得真实产品评价观点,用户自身也应客观发表评价并抵制虚假评价。第三,对于消费咨询网络平台而言,应设置虚假观点识别机制,以减少用户为了获得真实观点而进行观点学习的轮次。当消费咨询网络平台不具有虚假观点识别机制时,用户只能通过较多轮次的观点学习来获得真实观点,即便如此学习的效果也较为有限。

本研究中的初始产品信息扩散来自于社交广告,而社交广告的发布也是有成本的。因此,更进一步的产品扩散研究,不应仅包括从观点演化到产品采用的过程,还应该关注扩散效果即商家能够获取的收益。如果没有与特定的商业策略相结合,产品扩散的研究也难以为企业如何实现利润最大化提供支持,而这将是未来所关注的问题。

参考文献:

[1] Borgatti S P, Mehra A, Brass D J, et al. Network analysis in the social sciences [J]. *Science*, 2009, 323 (5916):892—895.

- [2] 黄敏学,王琦缘,肖邦明,等. 消费咨询网络中意见领袖的演化机制研究——预期线索与网络结构[J]. *管理世界*, 2015, (7):109—121.
- [3] 姚曦,简予繁. 社会化媒体中消费者生成广告的影响因素模型及作用路径[J]. *财经论丛*, 2016, (8):86—95.
- [4] 郭泽德. 传统广告将死,社交广告崛起——社交媒体时代广告发展趋势及传播策略研究[J]. *编辑之友*, 2015, (7):9—13.
- [5] 邓莎莎,张朋柱,张晓燕,等. 基于欺骗语言线索的虚假评论识别[J]. *系统管理学报*, 2014, 23(2):263—270.
- [6] 陈燕方,姜策群. 在线商品虚假评论形成路径研究[J]. *现代情报*, 2015, 35(1):49—53.
- [7] Katz E. The two-step flow of communication: An up-to-date report on an hypothesis[J]. *Public Opinion Quarterly*, 1957, 21(1):61—78.
- [8] 江晓东. 什么样的产品评论最有用?——在线评论数量特征和文本特征对其有用性的影响研究[J]. *外国经济与管理*, 2015, (4):41—55.
- [9] 邵鹏. 消费者网络对试用产品的“商家—平台”合作机制的影响[J]. *中国管理科学*, 2016, 24(2):76—83.
- [10] Ding Zhaogang, Dong Yucheng, Liang Haiming, et al. Asynchronous opinion dynamics with online and offline interactions in bounded confidence model[J]. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 2017, 20 (4):6.
- [11] Martins A C R. Mobility and social network effects on extremist opinions[J]. *Physical Review E*, 2008, 78 (3):36104.
- [12] Martins A C R. Continuous opinions and discrete actions in opinion dynamics problems[J]. *International Journal of Modern Physics C*, 2008, 19(4):617—624.
- [13] 熊熙,胡勇. 基于社交网络的观点传播动力学研究[J]. *物理学报*, 2012, 61(15):104—110.
- [14] Deng Lei, Liu Yun, Xiong Fei. An opinion diffusion model with clustered early adopters[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2013, 392 (17):3546—3554.
- [15] Sussman S W, Siegal W S. Informational influence in organizations: An integrated approach to knowledge adoption[J]. *Information Systems Research*, 2003, 14 (1):47—65.
- [16] Darke P R, Ritchie R J B. The defensive consumer: Advertising deception, defensive processing, and distrust[J]. *Journal of Marketing Research*, 2007, 44(1): 114—127.
- [17] Cacioppo J T, Petty R E. Effects of message repetition on argument processing, recall, and persuasion[J].

- Basic and Applied Social Psychology, 1989,10(1):3—12.
- [18] Calder B J, Sternthal B. Television commercial wearout: An information processing view[J]. Journal of Marketing Research, 1980,17(2):173—186.
- [19] Lee K, Lee H, Kim C O. Pricing and timing strategies for new product using agent—based simulation of behavioural consumers[J]. Journal of Artificial Societies and Social Simulation, 2014,17(2):1.
- [20] Anderson E W, Sullivan M W. The antecedents and consequences of customer satisfaction for firms[J]. Marketing Science, 1993,12(2):125—143.
- [21] 刘波, 叶勇. 顾客购后评价:失望、后悔与不公平[J]. 管理评论, 2004,16(2):54—58.
- [22] Fu Feng, Liu Lianghuan, Wang Long. Empirical analysis of online social networks in the age of Web 2. 0 [J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2008,387(2—3):675—684.
- [23] 汤胤, 欧治花, 陈杏惠, 等. 兴趣社交网络中的供需匹配研究:以豆瓣网为例[J]. 管理工程学报, 2015,29(2):41—50.
- [24] Barabasi A L, Albert R. Emergence of scaling in random networks[J]. Science, 1999,286(5439):509—512.
- [25] Jeong H, Neda Z, Barabasi A L. Measuring preferential attachment for evolving networks[J]. Europhysics Letters, 2003,61(4):567—572.
- [26] 郭斌, 郭琳, 汪玥琦. 重复购买行为与新产品创新扩散——基于产品复杂性的视角[J]. 浙江大学学报人文社会科学版, 2014,44(3):88—99.
- [27] Schenk T A, Löffler G, Rauh J. Agent—based simulation of consumer behavior in grocery shopping on a regional level[J]. Journal of Business Research, 2007,60(8):894—903.
- [28] Miao Chunyan, Yang Qiang, Fang Haijing, et al. A cognitive approach for agent—based personalized recommendation[J]. Knowledge—Based Systems, 2007,20(4):397—405.
- [29] Roozmand O, Ghasem—Aghae N, Hofstede G J, et al. Agent—based modeling of consumer decision making process based on power distance and personality [J]. Knowledge—Based Systems, 2011,24(7):1075—1095.
- [30] 金淳, 董秋, 吕苗. 基于 Agent 的网站促销下消费者行为仿真研究[J]. 系统工程理论与实践, 2014,34(4):845—853.
- [31] 刘宏鲲, 杨慧, 唐明, 等. 自适应网络中针对疾病传播暂态的局部隔离策略[J]. 中国科学:物理学力学天文学, 2014,44(1):32—41.
- [32] Park C, Lee T M. Information direction, website reputation and eWOM effect: A moderating role of product type[J]. Journal of Business Research, 2009,62(1):61—67.

Untruthful Opinions Identification and Product Adoption in Consumer Advice Network

SHAO Peng¹, HU Ping²

(1. School of Management, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710048, China;

2. School of Management, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: The consumer advice network is a special type of social network in a social commerce environment. Users are able to establish online social relationship and sharing product evaluation, and search product related information from network members. As merchants start to spread product information through influential users in the consumer advice network, this activity lead to the emergence of social advertising, or user—generated advertising. In this background, merchants may rely on external incentives to stimulate users to post and diffuse social advertising on the consumer advice network. By using social advertising tools, merchants make higher—than—true product quality evaluations for their products, or make lower—than—true product quality evaluations for competitors' products. Such deceptive evaluations are called untruthful evaluations. Based on the concept of continuous opinion and discrete behavior, the model of product adoption is constructed, and the user opinion learning rules are set up in the model. That is, the users who have not yet purchased the product learning the opinion from those who have higher honest index. The influence of social advertising, opinion learning rounds on opinion evolution and product adoption are studied by means of agent—based computational experiment. The results show that the model

can reduce the product adoption proportion of users who are misled by the untruthful opinions. The untruthful opinions identification mechanism can effectively identify the “low quality with high evaluation” and “high quality with low evaluation” and reduce the misleading effect from untruthful opinions. The increase of opinion learning rounds can increase the recognition of untruthful opinion. This Research overcome the limitations in existing product diffusion model, such as no distinction between information diffusion and product adoption, regardless of the authenticity of product information, regardless of the different stages of product adoption.

Key words: social commerce; product adoption; untruthful opinions; opinion learning