

# 复杂网络特殊用户对群体观点演化的影响

邵鹏<sup>1\*</sup>, 胡平<sup>2</sup>

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

**【摘要】**针对连续观点动力学模型缺乏对用户异质性的考虑, 结合现实网络用户观点交互过程, 从置信阈值、收敛系数的固定化、观点交互的无向无权性等方面对有界信任模型加以改进, 构建基于信任的异质性用户观点学习模型。从偏执度、影响程度、影响范围界定了影响群体观点演化的3类特殊用户, 通过基于多智能体的计算实验方法, 研究粉丝用户、权威用户、大V用户此3类特殊用户对网络群体观点演化的影响。发现特殊用户特征并非直接作用于群体观点形成, 而是作为调节变量在特殊用户初始观点与群体平均观点的关系中起到正向或负向调节作用。

**关键词** 复杂网络; 观点动力学; 观点演化; 特殊用户

**中图分类号** TP391.9; F224

**文献标志码** A

doi:10.3969/j.issn.1001-0548.2019.04.019

## The Influence Mechanism of Special Members on Opinion Evolution of Group Members in Complex Network

SHAO Peng<sup>1\*</sup> and HU Ping<sup>2</sup>

(1. School of Management, Xi'an Polytechnic University Xi'an 710048; 2. School of Management, Xi'an Jiaotong University Xi'an 710049)

**Abstract** Since the lack of consideration of user heterogeneity in the of continuous opinion dynamic model, considering the opinion interactive process in reality, this paper improves the bounded confidence model from the immobilization of confidence threshold and convergence coefficient, as well as the undirected and unweighted opinion interaction, and constructs a opinion learning model for the heterogeneous members based on trust level. From the bigotry degree, the influence degree and the influence scope, three kinds of special members are defined in the opinion evolution process. Through the computational experiments based on multi-agent, the influences of three kind of special member opinion on the evolution of network group opinion are studied from the perspective of fans, authoritative members and high in-degree members. It is found that special members' characteristics do not directly affect the formation of group opinion, special members' characteristics paly a positive or negative adjustment role in the relationship between initial opinion of special members and the final average opinion of the group members.

**Key words** complex network; opinion dynamics; opinion evolution; special members

随着社会化商务的发展, 定位于产品分享、评价、交流的专业性社交网络平台开始出现并成为用户观点交流与产品扩散的重要渠道(如豆瓣网、小红书、Epinions等)。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。由于在产品购买决策过程中, 商家与用户之间是信息不对称的, 在这样的情况下, 其他用户的购买行为可能是一个有价值的信号。观察学习理论强调个体行为、他人行为以及共同所处环境之间的相互作用<sup>[1]</sup>。用户通过他人行为和自己所拥有的信息进行购买决策, 当用户的购买决策依

赖于其他用户的行为时, 那么该产品的采用数量则会保持稳定变化的趋势<sup>[2-3]</sup>。即, 当网络中一个成员做出购买行为后, 其他成员均跟随该用户的行为, 那么网络中就会产生产品购买的跟随效应<sup>[2]</sup>。在复杂网络与社会网络研究中, 认为网络中存在一小部分具有影响力的人能够影响其朋友观点的形成, 通常被称之为意见领袖。关于复杂网络中节点的重要性评估方法已成为复杂网络理论研究的一个重要方面, 已有研究成果多集中在挖掘复杂网络的拓扑结构信息上, 复杂网络中的节点重要性评估方法的研究仍具有很大的空间<sup>[4]</sup>。

收稿日期: 2018-07-19; 修回日期: 2018-11-27

基金项目: 陕西省自然科学基金项目(2018JQ7001); 教育部人文社科青年基金(18YJC630139)

作者简介: 邵鹏(1987-), 男, 副教授, 主要从事复杂网络与产品扩散方面的研究. E-mail: shaopengde@sohu.com

作为一个生活在复杂和多变社会中的个体,人们需要以各种方式与别人交流或从不同的大众媒体获取信息,然后做出自主决定并形成独立观点<sup>[5]</sup>。在信息扩散建模领域,包括关注用户状态变化的模型(如阈值模型和仓室模型)和关注用户观点变化的模型(DW模型和HK模型)。阈值模型认为个体是否做出购买决策受到与其具有网络连接的用户数量的影响,当观察到超过一定比例(阈值)的用户做出某种行为后该个体才决定跟随这种行为。仓室模型是根据实际传播行为的特征,将个体的状态设定为多种,其中最基本的两个状态是易感染状态与已感染状态,经典仓室模型如SI模型<sup>[6]</sup>、SIS模型<sup>[7]</sup>、SIR模型<sup>[8]</sup>和SEIR模型<sup>[9]</sup>。如文献[10]构建了一般化的阈值模型来研究意见领袖对社会传染的影响,在行为传染过程中借鉴了仓室模型的思想,通过易感染和已采用两种状态刻画网络用户。仓室模型刻画了个体在不同状态的转化,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并非0或1的二值选择,而是分布在一定区间上的观点值。

观点动力学模型研究群体是如何达成观点一致和小群体如何影响公众的观点和行为<sup>[11]</sup>。基于有界信任的观点动力学模型是指当用户之间的观点差异在一定界限之内时,用户之间才能进行观点交互,否则双方会保持自己原有观点的模型<sup>[12]</sup>。根据网络成员对产品所持观点的分布区间,有界信任模型可划分为离散模型和连续模型<sup>[13]</sup>。连续观点动力学模型主要包括DW模型<sup>[14]</sup>、HK模型<sup>[15]</sup>及扩展模型<sup>[16]</sup>,此类模型采用某一区间连续变量刻画用户观点。DW模型和HK模型均假定观点交互行为受到置信阈值的制约,认为当用户之间观点差值的绝对值在置信阈值之内时,用户之间才能进行观点交互,否则双方会保持自己的原有观点。此外,在无向网络中,用户基于是否有连接关系进行观点交互,在观点交互过程中并没有考虑彼此之间的信任程度或关系强度,而相关研究指出信任是影响观点交互的重要因素<sup>[17]</sup>。

现实社交网络中用户连接大都是有向的,网络用户具有异质性且存在部分对网络群体观点具有重要影响的特殊用户。针对连续观点动力学模型缺乏对用户异质性的考虑,以及现有研究对网络中有影响力用户界定存在不同,本文从置信阈值、收敛系数的固定化、观点交互的无向无权性等方面对有界信任模型改进,构建基于信任的异质性用户观点学习模型,研究有向加权复杂网络中特殊用户对群体

观点演化的影响。本文研究思路如下:1) 在复杂网络和观点学习模型的构建中考虑用户之间的信任程度,即节点之间的连接是具有权重的,这种权重是有向且不对称的。2) 考虑到网络用户具有异质性,从置信阈值的固定化、收敛系数的固定化、信任同质性等方面对观点学习模型加以改进,用来刻画具有异质性特征的个体。3) 在异质性用户观点学习模型构建的基础上,界定了3类特殊用户(粉丝用户、权威用户和大V用户),对特殊用户如何影响网络观点演化进行分析。本文主要创新与理论贡献体现为:界定了产品扩散中的3类特殊用户,构建了异质性用户观点学习模型,揭示了有向加权网络中特殊用户对群体观点影响过程中,偏执度、信任度的正向调节作用,置信度的负向调节作用,深化了产品扩散领域特殊用户对群体观点演化影响的研究。

## 1 特殊用户界定

现有研究普遍认为借助意见领袖可以促进产品扩散,且意见领袖在产品扩散中起到了非常重要的作用<sup>[18]</sup>。意见领袖有着较高社会影响、被他人信任的特征<sup>[19]</sup>,但相关研究并没有对意见领袖的类型进一步的划分。本文从影响程度和影响范围对有影响力用户进行细分(图1a所示),其中影响程度(权威性)来自于其他用户对该用户的信任,影响范围(高度数)来自于网络中关注该用户的人数。

其一,从用户影响的程度来看,观点接受和关系建立的发生都是以一定的心理机制为基础的,因此信任与权威对信息与社会网络协同演化有着潜移默化的影响。信息源专业性是能被信息接收者所感受的信息源能提供正确信息的专业能力。专业能力表现为对某一领域的专业程度,即包括学者、专家、领导等群体、也包括经验丰富的人员。在产品扩散中,由于这些人的观点被其他用户认为是可信的,因此他们所传递的观点也更容易被网络用户接受。通过长期具有专业性信息的发布,这些用户在网络中建立起了较高的信任度,表现为其他用户对该用户所分享的内容更加信任。文献[13]基于改进的HK模型对网络中的权威个体进行了研究,并将权威个体界定为处理问题和决策制定时起到关键作用的人,发现信任度的提升使得网络用户观点不断向权威个体聚集。因此,当消费者认为信息源专业性越强,越容易在消费决策时向其他用户咨询意见并作为决策的参考<sup>[20]</sup>。如图1a所示的第I类用户,本研究称之为“权威用户”,是指被其他网络成员信任的用户。

其二,从用户影响的范围来看,网络中往往存在少量具有较高网络中心性的用户,这些用户由于拥有大量的社会连接从而对信息扩散产生影响,这些节点被称之为Hub节点。Hub节点对于产品的采纳和扩散至关重要,拥有大量社会连接的Hub节点可以显著影响产品的市场占有率<sup>[21]</sup>。产品扩散的关键在于如何借助用户网络关系,这就需要对网络结构和网络中具有影响力的节点进行挖掘。在线社交网络中节点度通常具有幂律分布的特征,新增节点更倾向于与那些高度数的节点建立关系<sup>[22]</sup>,这种现象已经在很多不同的网络中得到证实<sup>[23-24]</sup>。由于网络中少数节点拥有较高的连接数<sup>[25]</sup>,因此这些节点在信息流动方面具有重要影响,能够促进信息在更大范围内传播,也能够阻碍信息的扩散。在产品扩散领域,相关研究认为网络结构分析能够带来市场经济价值,如网络中心性对消费行为的影响作用<sup>[26]</sup>。此类用户如图1a所示的第II类用户,称之为“大V用户”,指入度中心度高的个体。

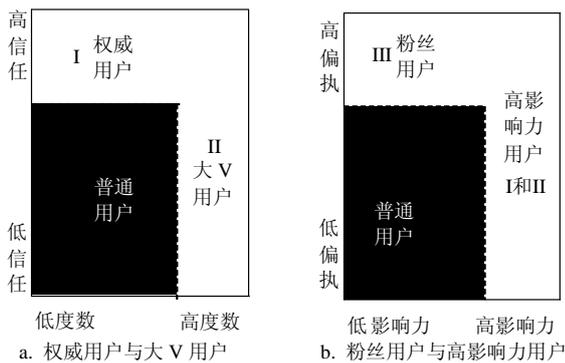


图1 特殊用户分类

此外,还有研究指出普通用户的网络权力在崛起<sup>[27]</sup>,易受影响的人群是扩散的主要影响因素而不仅是意见领袖<sup>[25]</sup>。文献[25]发现那些并不具有“影响力”的人也对扩散起到了重要作用,并认为影响力的假设需要更加详细的界定和分析。本研究从偏执度和影响力两个维度将用户划分为粉丝用户和高影响力用户两类,其中高影响力用户包括权威用户和大V用户两类。网络经济中,有一类用户对产品或品牌具有较高的忠诚度且观点较为偏执,这些用户通常被称为产品或品牌的粉丝(fans)<sup>[28]</sup>。粉丝用户通常对产品表现出超常的兴趣和热情<sup>[29-30]</sup>,在产品扩散中表现得较为活跃<sup>[31]</sup>。粉丝用户对产品扩散要求的经济回报较少<sup>[32]</sup>,他们在网络社区分享产品信息是为了对其他人有利并能够建立在线社交关系<sup>[33]</sup>。粉丝用户是本研究界定的第III类用户(图1b)。

## 2 模型构建

### 2.1 有向观点学习

在基于有界信任的观点动力学模型中, HK模型是对所有邻居观点求平均值,对自己原有观点完全放弃<sup>[13]</sup>。在DW模型中,观点交互是有选择性的,且用户一定程度保留原有观点。因此,本研究选择DW模型作为有向观点学习模型的基础。设定网络规模为 $N$ ,用户 $i$ 与用户 $j$ 在时刻 $t$ 的观点值分别表示为 $O_i^t$ 和 $O_j^t$ ,且 $O_i^t, O_j^t \in [0,1]$ 。 $\varepsilon$ 为观点学习的置信阈值,是值域 $[0,1]$ 之间的一个常数。用户间观点值的差异影响了用户 $i$ 是否愿意向用户 $j$ 进行观点学习,观点距离 $d_{ij}^t$ 通过用户 $i$ 与用户 $j$ 观点值之差的绝对值计算。

有向观点学习模型为式(1)所示。在时刻 $t$ ,当 $d_{ij}^t \leq \varepsilon$ 时,那么用户 $i$ 根据自身原有观点、用户 $j$ 的观点和参数 $\mu$ 更新观点。如果 $d_{ij}^t > \varepsilon$ ,那么用户 $i$ 保持原有观点不变。

$$O_i^{t+1} = \begin{cases} O_i^t + \mu[O_j^t - O_i^t] & d_{ij}^t \leq \varepsilon \\ O_i^t & d_{ij}^t > \varepsilon \end{cases} \quad (1)$$

该模型中有两个重要变量 $\mu$ 和 $\varepsilon$ ,对用户观点学习过程有重要影响。1)  $\mu$ 为观点收敛参数,影响观点收敛的速度。当 $\mu$ 越小则用户越倾向于自己原来的观点, $\mu$ 较大更加倾向于对方的观点。2)  $\varepsilon$ 为置信阈值, $\varepsilon$ 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。

### 2.2 用户异质性

信任程度是涉及到一对用户的特征,用户自身的特征还包括置信阈值、收敛系数和网络中心度等方面。传统DW模型中用户之间的这些特征是相同的(即具有同质性),本研究对此进行异质性改进。

1) 信任程度的异质性。本研究中的复杂网络是有向加权网,网络连边的权重表示信任程度。定义信任矩阵 $C$ 。 $C_i$ 表示用户 $i$ 对其他个体信任程度的集合, $C_{ij}$ 越高表示用户 $i$ 对用户 $j$ 越信任。信任度 $C_{ij}$ 是0~1之间的分布,0表示完全不信任,1表示完全信任。在引入信任矩阵的观点学习模型中,如式(2)所示,当 $C_{ij}$ 较高时, $i$ 在观点更新过程中受到 $j$ 用户的影响更大。

$$O_i^{t+1} = O_i^t + \mu C_{ij}[O_j^t - O_i^t] \quad (2)$$

2) 置信阈值的异质性。由于个体具有很多复杂的心理和生理因素,更加现实的假定是允许个体拥

有不同的置信阈值<sup>[34]</sup>。相对于那些意见跟随者, 意见领袖通常只有较小的置信阈值。

3) 收敛系数的异质性。观点收敛性是指个体在观点交互之后多大程度上接受对方的观点。区别于文献[13]对偏执个体的界定(认为置信阈值越低则用户更偏执), 本研究认为置信阈值低可能体现了个体接受的范围, 不意味着个体对自己的观点更加偏执。在模型中, 当*i*为粉丝用户相对于非粉丝用户时, 收敛系数值较低。

4) 网络中心度的异质性。在观点学习算法中, 观点学习对象是随机选取的, 显然, 那些具有较高入度中心性的用户更可能成为其他用户观点学习的对象。在时刻*t*, 用户*j*可能被其他用户学习的概率与其相对入度中心性正相关。

### 2.3 观点学习规则

由于引入了时间维度, 因此在观点学习中应考虑更新规则, 通常包括同步更新和异步更新两种。同步更新认为用户会根据上一阶段的状态来更新现阶段的状态, 即邻居用户在更新状态时无法观察到该用户的新状态。从一个长时间尺度上来观察事物的动态变化, 不难发现所有个体都同时地更改自己的状态, 这也就蕴含着事物的状态改变是同步更新的<sup>[35]</sup>。基于以上讨论, 构建基于信任的异质性用户观点学习模型, 如式(3)所示。

$$O_i^{t+1} = \begin{cases} O_i^t + \mu_i C_{ij} [O_j^t - O_i^t] & |O_j^t - O_i^t| \leq \varepsilon_i \\ O_i^t & |O_j^t - O_i^t| > \varepsilon_i \end{cases} \quad (3)$$

当用户*i*与用户*j*具有连接时, 用户*i*向用户*j*进行观点学习; 当用户*i*与用户*j*不具有连接时, 用户*i*保持原有观点。在每一时间步, 网络中不同用户的观点演化是同时进行的, 用户在*t+1*并不能观察到其他用户在*t+1*的观点值, 即本文采用的是同步更新。

## 3 研究设计

多智能体建模是一种仿真建模方法, 适合对具有一定智能性的微观个体组成的复杂系统进行研究。使用基于多智能体的计算实验方法研究异质性用户相关参数变化对观点演化的影响。具体实验步骤如下:

1) 生成初始网络。根据BA网络算法, 构建规模*N*=1 000和*N*=200初始复杂网络。为了便于不同网络的比较, 参照文献[36-37], 控制网络规模(分别为200和1 000)和平均度(接近10), 网络相关指标见表

1。仅在权威用户对观点演化实验中(实验二)网络考虑了用户信任关系, 即初始BA网络的基础上设置信任矩阵表示个体之间的信任关系。由于在线平台中用户彼此的观点相似或不一致会影响其建立或取消连接关系, 参照文献[36]对用户观点与网络连接相互影响的自适应网络的研究, 本研究在初始BA网络的基础上引入自适应规则, 即网络连接与用户观点共同随时间演化, 网络由初始的无向网络演化为有向网络。

表1 相关网络拓扑特征

节点数	平均度	边数	平均路径长度	最大度数	度相关系数
200	9.46	946	2.482 4	51	-0.078 9
1 000	9.86	4 934	2.955 7	148	-0.051 9

2) 选择并设定特殊用户属性, 设置网络中特殊用户数量占总数的10%。特殊用户比例设定为10%也符合文献[38]对意见领袖的定义, 即创新扩散必须有一定采纳量基础, 通常是人口的10%左右。设定初始时刻的普通用户观点服从[0,1]均匀分布, 对特殊用户的观点分布进行调节。

3) 设置基于信任的异质性用户观点学习模型相关参数, 进行3组实验。为考察相关变量变化对观点演化的影响, 做出了具体设定:

实验一研究粉丝用户对观点演化的影响。随机选择10%的节点为粉丝用户, 研究粉丝用户随着其对自身观点偏执程度(即对产品观点的坚持程度, 收敛系数越大则偏执程度越低)的变化, 观点演化及稳态时的平均观点。设置粉丝用户收敛系数从0.1~0.5的变化, 其他情况下为0.5。

实验二研究权威用户对观点演化的影响。随机选择10%的节点为权威用户, 通过调整普通用户对权威用户的信任程度, 研究权威用户持不同初始观点条件下, 观点演化及稳态时的平均观点。设置普通用户对权威用户的信任程度从0.5增加至0.9, 其他情况下为0.5。权威用户的置信阈值设置为0.3, 表示其观点开放度较普通个体低。

实验三研究大*V*用户对观点演化的影响。选择网络度数中心性最高的10%用户为大*V*用户, 研究当置信阈值增加时, 大*V*用户持不同初始观点条件下, 观点演化及稳态时的平均观点。在有界信任观点动力学中, 相对于那些意见跟随者, 意见领袖通常只有较小的置信区间<sup>[5]</sup>。因此, 设置大*V*用户的置信阈值从0.1增加至0.5, 其他用户的置信阈值为0.6。

在上述实验参数设置下, 根据设定的演化规则,

使用Matlab 2017对基于信任的异质性用户观点学习模型进行了实验分析。每次实验虽然基于同一个初始网络，但网络中特殊用户的选取，相关参数的设置均按照实验规则重新生成，故每次实验基于的网络具有差异性。每次实验演化100个时间步，每组实验分别执行200次并对结果进行平均。

### 4 实验分析

#### 4.1 计算实验图形分析

在3组实验中，用 $G$ 表示网络中普通用户平均观点变化情况，用 $F$ 、 $L$ 和 $V$ 分别表示网络中粉丝用户、权威用户和大 $V$ 用户观点的变化情况。

观察存在粉丝用户条件下，网络用户观点随时间的聚合过程，如图2所示，发现在既定的粉丝用户初始观点条件下，偏执度越高( $\mu=0.1$ )，则越能拉高普通用户的观点值。而偏执度较低时( $\mu=0.3$ )，粉丝用户对普通用户的观点影响作用较小，反而会被普通用户的观点影响。此外，粉丝用户初始观点高(图2b,  $O(F)=0.9$ )或低(图2c,  $O(F)=0.7$ )对最终群体观点

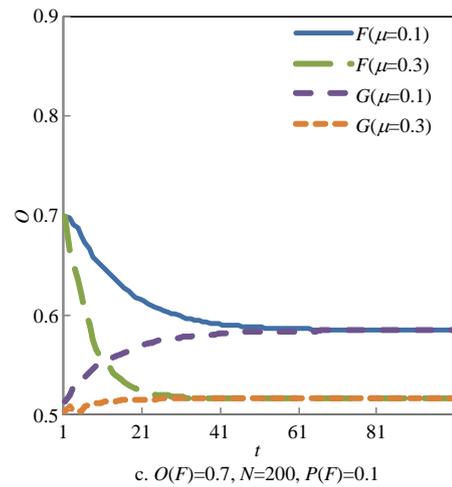
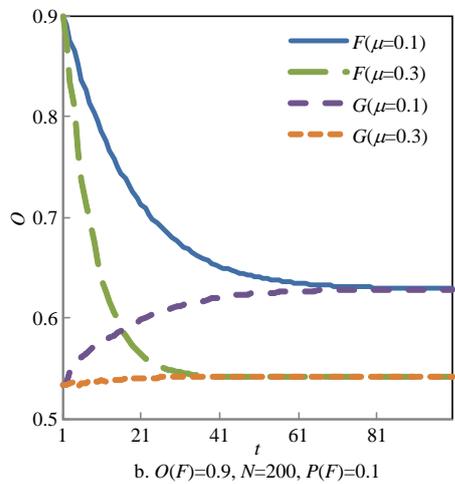
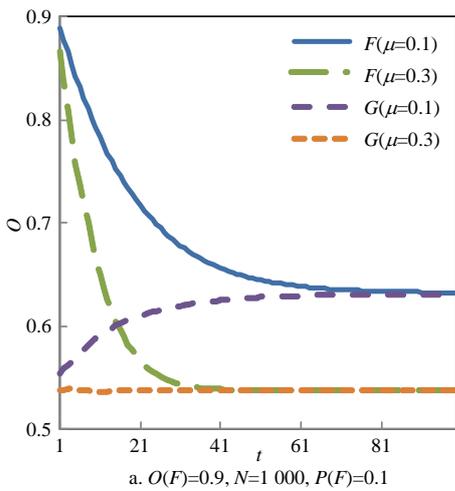


图2 粉丝与普通用户观点随时间聚合过程

演化的结果影响显著，当粉丝用户初始观点较低(对产品评价较低时)，即使偏执度较高( $\mu=0.1$ )，群体演化的最终观点也较低。因此，当粉丝用户初始观点越高，且对自身观点越偏执，则对普通用户观点的影响作用越大，表现为群体稳态时的平均观点值较高。当网络规模不同时( $N=1\ 000$ 和 $N=200$ )，网络用户观点演化趋势较为相似。

在现实中，权威用户的“权威程度”取决于被其他人信任的程度。因此，当权威用户持有对产品很高的评价时，普通用户出于对其的信任也会调整自己的观点。反之，当权威用户发表了对产品很差的评价时，普通用户也会出于对其的信任更新自己的观点，导致最终网络演化进入稳态时的平均观点较低。观察观点随时间的聚合过程如图3所示，发现在既定的权威用户初始观点下，信任参数越高( $c=1.0$ )，则越能拉高普通用户的观点值。而信任度较低时( $c=0.6$ ，实验中设置普通用户间的信任参数为0.5)，权威用户对普通用户的观点影响作用较小。此外，权威用户初始观点高( $O(L)=0.9$ ，图3b)低( $O(L)=0.1$ ，图3c)对最终群体观点演化的结果影响显著，当权威用户初始观点较低，信任参数较大( $c=1.0$ )会使得群体演化的最终观点更低。因此，对于商家而言，提升产品的正面评价或管控对于产品的负面评价，可以从权威用户及其信任度出发。当权威用户观点较低时，应降低普通用户对权威用户的信任度，即降低权威用户的权威性；当权威用户观点较高时，应进一步增加普通用户对权威用户的信任度，如在网络中广泛宣传该权威用户从而增加该用户在网络中的权威性。设定权威用户比例为0.1，当网络规模不同时，相对于小规模网络( $N=200$ ，图3b)，大规模网络( $N=1\ 000$ ，图3a)中权威用户对群体观点演化的影响程度稍高，总体演化趋势较为相似。



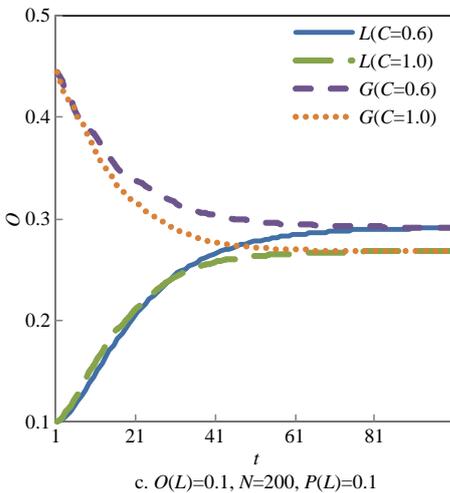
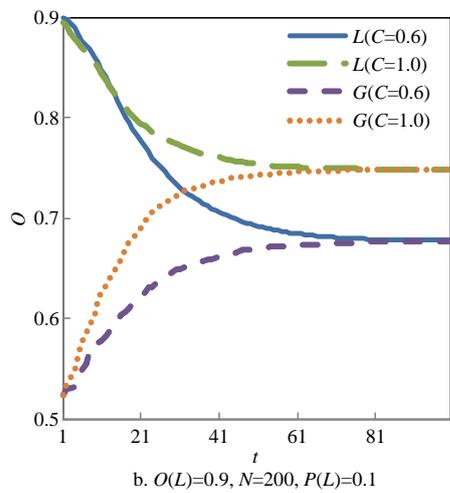
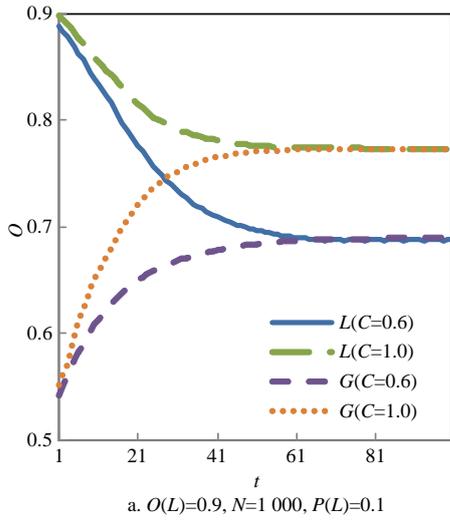
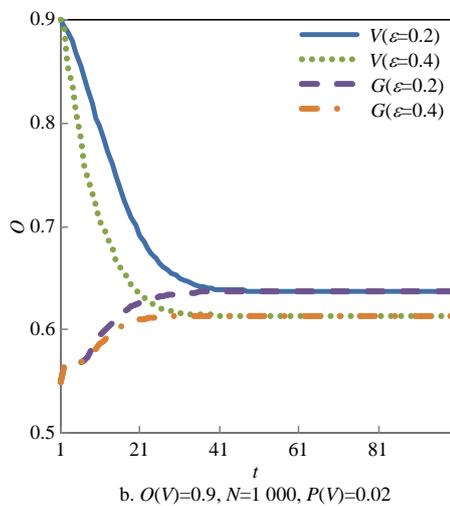
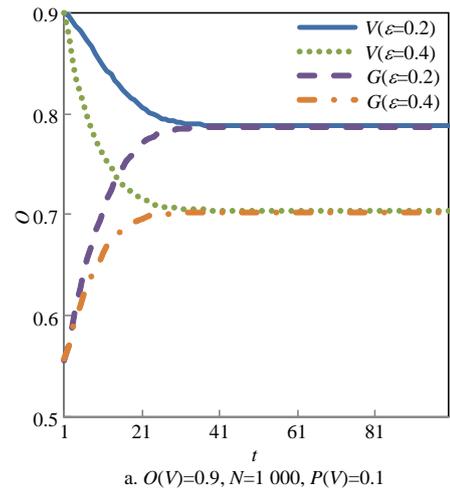


图3 权威用户与普通用户观点随时间聚合过程

观察大V用户与普通用户观点随时间聚合过程如图4所示,发现在既定的大V用户初始观点下,置信阈值越低( $\varepsilon=0.2$ ),则越能影响普通用户观点提高。而置信阈值较高时( $\varepsilon=0.4$ ,实验中设置其他群体的置信阈值为0.6),大V用户对普通用户观点影响

的作用较小。置信阈值越低,观点聚合的时间就越长,即拉高观点的代价是需要更长的时间。此外,大V用户初始观点高低对观点演化的结果影响显著,当大V用户初始观点较低(对产品评价较低时,图4d),置信阈值较高会使得群体演化的最终观点更低。因此,商家可以鼓励大V用户适当增加其置信阈值,即使其对多元化观点持开放态度,但当置信阈值超过一定临界值时,则反而普通用户会影响大V用户的观点值。大规模网络( $N=1\ 000$ )中大V用户对群体观点演化的影响程度受到特殊用户数量的影响。初始特殊用户比例相同但数量不同时(图4a和图4c),大规模网络(图4a)中大V用户对群体观点演化的影响程度稍高。初始特殊用户数量相同但比例不同时(图4b和图4c),大规模网络(图4b)中大V用户对群体观点演化的影响程度较低。这样的发现表明,在不同规模网络群体观点演化比较中,因为特殊用户数量不同而难以比较。当网络规模相同(图4a和图4b),但特殊用户比例不同时,特殊用户比例越高,对群体观点演化的影响程度越大。



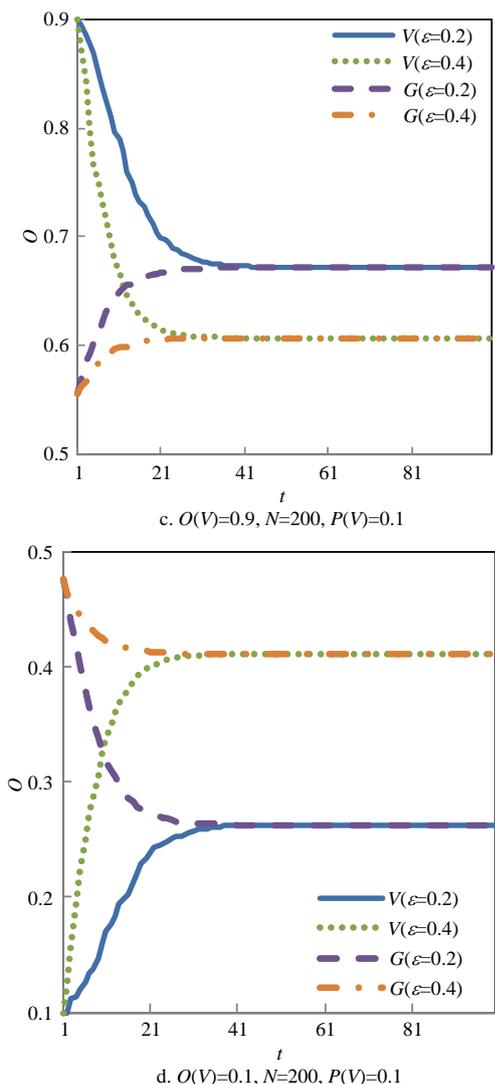


图4 大V用户与普通用户观点随时间聚合过程

### 4.2 调节效应分析

在图形分析中能够发现特殊用户所持观点及其特征、网络规模对网络群体观点演化具有影响，但这种影响是通过何种机制发挥作用尚不明确。为了进一步分析特殊用户如何影响群体观点演化，基于计算实验收集的数据(为了便于比较，选定特殊用户比例设定为0.1时的实验数据)，对包括不同变量组合情况下的数据进行统计分析。

表2报告了3类特殊用户初始观点、用户特征(收敛系数、信任度或置信度)与群体最终平均观点的回归结果。其中，在初始观点、用户特征对群体观点演化的直接影响中按照网络规模进行分组(小规模指 $N=200$ ，大规模指 $N=1\ 000$ )，在用户特征调节效应分析中采用全部数据(M3,M6,M9)。

从初始观点对群体最终平均观点的影响来看，按照网络规模进行分组，结果显示3类特殊用户初始观点能够显著影响网络整体观点，而特殊用户的特征并不能显著影响网络整体观点。在网络规模的分组中，特殊用户比例均设定为0.1，3类用户初始观点对群体最终观点的影响程度均比较接近，即网络规模在观点演化中的作用无法得出统计意义上的规律性。因为无法确定适合的特殊用户比例或数量，特殊用户在不同规模网络中对群体观点演化影响的作用程度就难以比较(如图4中特殊用户比例相同和数量相同两种条件下的结果不一致)。

表2 回归与调节效应分析

	粉丝用户			权威用户			大V用户		
	M1(小)	M2(大)	M3(总)	M4(小)	M5(大)	M6(总)	M7(小)	M8(大)	M9(总)
初始观点	.919***	.808***	1.047***	.991***	.994***	.865***	.977***	.975***	1.070***
收敛系数	-.018	.029							
信任度				-.004	.001				
置信度							.022	.005	
初始观点×收敛系数			-.299***						
初始观点×信任度						.133**			
初始观点×置信度									-.131***
<i>F</i>	60.187***	20.721***	64.560***	589.304***	868.241***	1 305.712***	230.269***	210.427***	552.977***
<i>R</i> <sup>2</sup>	.845	.653	.733	.982	.987	.982	.954	.950	.959
Adjusted <i>R</i> <sup>2</sup>	.831	.622	.722	.980	.986	.982	.950	.946	.958

注：\*表示 $p < 0.1$ 水平上显著；\*\*表示 $p < 0.05$ 水平上显著；\*\*\*表示 $p < 0.01$ 水平上显著

通过带有乘积项的回归模型来检验调节作用。在M3中，初始观点与收敛系数乘积项的系数小于0

且显著，收敛系数越低表示用户越偏执自己原有的观点，因此负向调节验证了偏执度增大会增强粉丝

用户初始观点对群体最终平均观点的影响, 反之偏执度降低会降低初始观点对群体最终平均观点的影响。在M6中, 初始观点与信任度乘积项的系数为大于0且显著, 这种正向调节作用验证了权威用户信任度增大会增加初始观点对群体最终平均观点的影响, 这也解释了图3的结果。在M9中, 初始观点与置信度乘积项的系数小于0且显著, 表明置信度增大会减弱大V用户初始观点对群体最终平均观点的影响, 这也解释了图4的结果。

## 5 结束语

与前人研究一致, 如果意见领袖采用了某项新产品或新技术, 就会起到重要的示范带动作用, 进而刺激其他网络成员也采用该项创新。本文更进一步的对意见领袖进行了划分, 并主要关注权威用户、大V用户对于整体网络观点演化的影响。此外, 本文还考虑产品扩散中另一类重要群体, 即那些对产品评价较高且偏执的粉丝用户。虽然文献[8]基于改进的HK模型对无向全连通网络中的偏执个体和权威个体进行了研究, 并发现权威个体与偏执个体对群体观点形成具有较大影响。但本研究基于改进后的DW模型, 在特殊用户的界定上, 认为置信阈值低可能体现了个体愿意接触多大范围内的不同意见, 并不意味着个体在观点学习中对自己观点的保留程度。

本文结合现实网络用户观点交互过程, 从置信阈值、收敛系数的固定化、观点交互的无向无权性等方面对观点学习模型加以改进, 实现了对异质性个体的刻画。通过三组实验研究了有向加权网络中特殊用户(粉丝用户、权威用户、大V用户)对群体观点演化的影响。更进一步的, 本研究通过调节效应分析对用户特征在观点演化中的作用进行讨论, 发现了用户特征并非直接作用于群体观点形成, 而是作为调节变量在特殊用户初始观点与群体平均观点的关系中起到正向或负向调节作用。本文得到以下结论: 1) 当粉丝用户初始观点越高, 则演化稳态时的群体观点越高。粉丝用户的偏执度越高, 则演化稳态时的群体观点越高, 群体平均观点值随着粉丝用户偏执度增加而增加。2) 当权威用户初始观点越高, 则群体演化稳定时的观点越高; 当普通用户对权威用户的信任度越大, 则演化稳定时的群体观点越高。3) 当大V用户初始观点越高, 则稳态时的群体观点越高, 置信阈值较大会使得群体演化的最终观点更低。

现实生活中普通用户数量较多, 这些用户相对而言缺少自己独立的认知, 容易受到网络观点的影响, 自身可能并不善于在网络上发表较为专业的观点, 但这部分人群是产品购买的主力军。现实中, 个体的影响力与说服能力有大有小, 有些人同时具有粉丝用户、权威用户、大V用户其中的一种或多种特征。大V用户的重要性体现在他们有能力让更多消费者知晓该产品, 但是大V用户并没有特别强的说服消费者采纳新产品的能力; 在说服能力方面, 权威用户由于其专业性较高而得到其他用户的信任, 其发表的观点虽然可能覆盖的范围没有大V用户广, 但影响程度却比大V用户高。这样的发现也可以解释现实中商家为何倾向于找一线明星为其产品代言人来扩散产品, 因为一线明星不仅拥有规模很大的跟随者, 且其跟随者对一线明星的观点具有较高的信任。

本研究假设产品市场中不存在竞争对手, 因此在观点演化过程中只关注用户对某一产品持有观点的变化。此外, 对具有多种特征的特殊用户群体并未给出相关的界定和分析。因此, 未来研究可进一步关注存在竞争产品环境下, 具有多重特征的特殊用户对网络群体观点演化的影响。

## 参 考 文 献

- [1] CHEN Y, WANG Q, XIE J. Online social interactions: A natural experiment on Word of Mouth versus observational learning[J]. *Journal of Marketing Research*, 2011, 48(2): 238-254.
- [2] BANERJEE A V. A simple model of herd behavior[J]. *The Quarterly Journal of Economics*, 1992, 107(3): 797-817.
- [3] BIKHCHANDANI S, HIRSHLEIFER D, WELCH I. A theory of fads, fashion, custom, and cultural change as informational cascades[J]. *Journal of Political Economy*, 1992, 100(5): 992-1026.
- [4] 孔江涛, 黄健, 龚建兴, 等. 基于复杂网络动力学模型的无向加权网络节点重要性评估[J]. *物理学报*, 2018, 67(9): 255-271.  
KONG Jiang-tao, HUANG Jian, GONG Jian-xing, et al. Evaluation methods of node importance in undirected weighted networks based on complex network dynamics models[J]. *Acta Physica Sinica*, 2018, 67(9): 255-271.
- [5] ZHAO Y, ZHANG L, TANG M, et al. Bounded confidence opinion dynamics with opinion leaders and environmental noises[J]. *Computers & Operations Research*, 2016, 74: 205-213.
- [6] BARTHÉLEMY M, BARRAT A, PASTOR-SATORRAS R, et al. Velocity and hierarchical spread of epidemic outbreaks in scale-free networks[J]. *Physical Review Letters*, 2004, 92(17): 178701.
- [7] PARSHANI R, CARMÍ S, HAVLIN S. Epidemic threshold for the susceptible-infectious-susceptible model on random

- networks[J]. *Physical Review Letters*, 2010, 104(25): 258701.
- [8] MORENO Y, GÓMEZ J B, PACHECO A F. Epidemic incidence in correlated complex networks[J]. *Physical Review E*, 2003, 68(3): 35103.
- [9] KAMO M, SASAKI A. The effect of cross-immunity and seasonal forcing in a multi-strain epidemic model[J]. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 2002, 165(3-4): 228-241.
- [10] LIU Q H, LÜ F M, ZHANG Q, et al. Impacts of opinion leaders on social contagions[J]. *Chaos*, 2018, 28(5): 53103.
- [11] 朱侯, 胡斌. 基于依从心理的组织规范稳定性及其演化的模拟研究[J]. *系统管理学报*, 2017, 26(6): 1112-1121.
- ZHU Hou, HU Bin. Simulation on stability and evolution of population's norm based on compliance psychology[J]. *Journal of System & Management*, 2017, 26(6): 1112-1121.
- [12] DEFFUANT G, NEAU D, AMBLARD F, et al. Mixing beliefs among interacting agents[J]. *Advances in Complex Systems*, 2000, 3(1-4): 87-98.
- [13] 苏炯铭, 刘宝宏, 李琦, 等. 社会群体中观点的信任、演化与共识[J]. *物理学报*, 2014, 63(5): 36-43.
- SU Jiong-ming, LIU Bao-hong, LI Qi, et al. Trust, evolution, and consensus of opinions in a social group[J]. *Acta Physica Sinica*, 2014, 63(5): 36-43.
- [14] FORTUNATO S. Universality of the threshold for complete consensus for the opinion dynamics of deffuant et al[J]. *International Journal of Modern Physics C*, 2004, 15(9): 1301-1307.
- [15] HEGSELMANN R, KRAUSE U. Opinion dynamics and bounded confidence models, analysis and simulation[J]. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 2002, 5(3): 2.
- [16] PAN Z. Trust, influence, and convergence of behavior in social networks[J]. *Mathematical Social Sciences*, 2010, 60(1): 69-78.
- [17] MORGAN R M, HUNT S D. The commitment-trust theory of relationship marketing[J]. *Journal of Marketing*, 1994, 58(3): 20-38.
- [18] KATONA Z, ZUBCSEK P P, SARVARY M. Network effects and personal influences: The diffusion of an online social network[J]. *Journal of Marketing Research*, 2011, 48(3): 425-443.
- [19] 吴江, 胡斌, 鲁耀斌. 实证驱动的信息系统扩散与组织互动模拟研究[J]. *管理科学学报*. 2010, 13(10): 21-31.
- WU Jiang, HU Bin, LU Yao-bin. Empirical relationship driven simulation on interaction between organization behavior and diffusion of an e-commerce information system[J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2010, 13(10): 21-31.
- [20] GILLY M C, GRAHAM J L, WOLFINBARGER M F, et al. A dyadic study of interpersonal information search[J]. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 1998, 26(2): 83-100.
- [21] GOLDENBERG J, HAN S, LEHMANN D R, et al. The role of hubs in the adoption process[J]. *Journal of Marketing*, 2009, 73(2): 1-13.
- [22] WASKO M L, FARAJ S. Why should I share? Examining social capital and knowledge contribution in electronic networks of practice[J]. *MIS Quarterly*, 2005, 29(1): 35-57.
- [23] BARABÁSI A L. Network science: Luck or reason[J]. *Nature*, 2012, 489(7417): 507-508.
- [24] BARABÁSI A L, ALBERT R. Emergence of scaling in random networks[J]. *Science*, 1999, 286(5439): 509-512.
- [25] WATTS D J, DODDS P S. Influentials, networks, and public opinion formation[J]. *Journal of Consumer Research*, 2007, 34(4): 441-458.
- [26] GENTINA E, BONSU S K. Peer network position and shopping behavior among adolescents[J]. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 2013, 20(1): 87-93.
- [27] LABRECQUE L I, ESCHE J V D, MATHWICK C, et al. Consumer power: Evolution in the digital age[J]. *Journal of Interactive Marketing*, 2013, 27(4): 257-269.
- [28] LIGON E, SCHECHTER L. Motives for sharing in social networks[J]. *Journal of Development Economics*, 2012, 99(1): 13-26.
- [29] SMITH S, FISHER D, COLE S J. The lived meanings of fanaticism: Understanding the complex role of labels and categories in defining the self in consumer culture[J]. *Consumption Markets & Culture*, 2007, 10(2): 77-94.
- [30] THORNE S, BRUNER G C. An exploratory investigation of the characteristics of consumer fanaticism[J]. *Qualitative Market Research*, 2006, 9(1): 51-72.
- [31] KOZINETS R V. E-tribalized marketing: The strategic implications of virtual communities of consumption[J]. *European Management Journal*, 1999, 17(3): 252-264.
- [32] LIPSMAN A, MUDD G, RICH M, et al. The power of "like": How brands reach (and influence) fans through social-media marketing[J]. *Journal of Advertising Research*, 2012, 52(1): 40-52.
- [33] LEE D, KIM H S, KIM J K. The impact of online brand community type on consumer's community engagement behaviors: Consumer-created vs. marketer-created online brand community in online social-networking web sites[J]. *Cyberpsychology Behavior & Social Networking*, 2011, 14(1-2): 59-63.
- [34] PINEDA M, BUENDÍA G M. Mass media and heterogeneous bounds of confidence in continuous opinion dynamics[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2015, 420: 73-84.
- [35] 王伟, 舒盼盼, 唐明, 等. 网络传播动力学模拟方法评述[J]. *电子科技大学学报*, 2016, 45(2): 288-294.
- WANG Wei, SHU Pan-pan, TANG Ming, et al. Simulation methods for spreading dynamics on networks: A recitation[J]. *Journal of University of Electronic Science and Technology of China*, 2016, 45(2): 288-294.
- [36] SU J, LIU B, LI Q, et al. Coevolution of opinions and directed adaptive networks in a social group[J]. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 2014, 17(2): 4.
- [37] 王金龙, 刘方爱, 朱振方. 一种基于用户相对权重的在线社交网络信息传播模型[J]. *物理学报*, 2015, 64(5): 63-73.
- WANG Jin-long, LIU Fang-ai, ZHU Zhen-fang. An information spreading model based on relative weight in social network[J]. *Acta Phys Sin*, 2015, 64(5): 63-73.
- [38] ROGERS E M. The diffusion of innovations[M]. [S.l.]: Free Press, 2003.

编辑 蒋晓