



# 交易型社区的 网络闭包机制研究

肖邦明, 黄敏学, 廖俊云  
武汉大学 经济与管理学院, 武汉 430072

**摘要:**以中国最大的交易型网站淘宝网为平台,选取不同活跃度的交易型社区作为研究对象,从社会网络分析视角探讨不同社区活跃度下交易型社区成员之间关系网络的闭包机制。基于一般网络闭包相关理论,进一步考虑关系的方向以及交易型社区本身的信息性和功能性特征对其成员之间关系构建的影响。借助以Selenium为核心工具编写的爬虫程序,获取淘宝帮派网页上在同一主题下规模相似的4个具有不同社区活跃度的社区成员相互之间关系构建(相互关注和成为粉丝)的数据,运用图布局算法的Gephi软件,将所有样本社区的整体关系网络结构进行可视化呈现,通过构建关系形成概率的风险模型和基于SAS 9.2工具的参数检验得到研究结论。研究结果表明,活跃度较低的交易型社区内成员之间的关系网络闭包主要受选择性影响机制的驱动,而基于互惠性和传染性的社会性影响对成员的关系构建都具有负向的影响;活跃度较高的交易型社区内成员之间的关系网络闭包会同时受到社会性影响和选择性影响的驱动,并且社会性影响比选择性影响具有更强的作用;不论是在活跃度较低还是活跃度较高的交易社区,社会性影响和选择性影响的交互影响对社区成员的关系网络闭包具有显著的正向影响。这些研究结果可以帮助交易型社区的管理者和参与者从宏观角度观察社区的整体结构及其动态演化过程,同时也能从微观角度了解社区中成员之间相互关系构建的规律。

**关键词:**交易型社区;网络闭包;互惠性;传染性;选择性影响

**中图分类号:**C93 **文献标识码:**A **doi:**10.3969/j.issn.1672-0334.2015.05.011

**文章编号:**1672-0334(2015)05-0129-16

## 1 引言

随着互联网从Web 1.0的计算机交互时代进入Web 2.0的用户交互时代<sup>[1]</sup>,传统的电子商务模式开始向社会化商务模式迈进<sup>[2]</sup>,社会网络服务(social network service, SNS)不仅用于Facebook、腾讯QQ等一些社交类网站,同时也被广泛应用于淘宝、eBay等一些具有交易性质的网站。一些研究认为用户在社交网站上建立起来的社会网络对网站本身经济效益的影响往往是间接的<sup>[2-3]</sup>,而且往往由于活跃用户的数量太少而很难对网站的经济效益带来显著影响;另外,用户在交易性较强的社区中建立起来的社会网络往往能够带来更直接的经济价值<sup>[3]</sup>,如“蘑菇

街”中的买家之间可以相互建立“粉丝”关系从而分享产品和购物体验,亚马逊中的卖家之间也往往通过相互之间的超链接增加店铺的浏览量。本研究选择交易型社区作为研究背景主要出于两个方面的原因。①交易型社区中的大部分用户在加入社区时是彼此陌生的,他们在社区中形成的关系主要是基于社区范围内可观察到的社区行为,如发帖、回帖、关系网络构建等,这有助于在研究中控制线上用户的线下交互;②与基于朋友关系的社交型社区(如腾讯QQ、Facebook等)相比,交易型社区中的用户主要由具有购买意愿的买家和拥有网络店铺的卖家构成,因此对营销研究具有更为直接的经济意义<sup>[4]</sup>。

**收稿日期:**2015-01-09 **修返日期:**2015-06-24

**基金项目:**国家自然科学基金(71372127);武汉大学博士生自主科研项目(2013105010212)

**作者简介:**肖邦明(1987-),男,湖北大冶人,武汉大学经济与管理学院博士研究生,研究方向:电子商务和社会网络等。  
E-mail: bangmingshaw@163.com

事实上,交易型社区的关系构建模式上具有一模嵌入的特性<sup>[5-6]</sup>,因为交易型社区在其成员特质、成员动机、关系性质、关系来源、关系演进动力等方面与传统的社交型社区均有着本质的不同。本研究基于社会网络的闭包机制<sup>[7-10]</sup>揭示交易型社区网络演进过程中网络闭包(即社区关系构建)的特殊性和差异性,旨在帮助企业有效地将用户的社会性融入交易社区的经济性中以实现其社会化商务价值。

## 2 相关研究评述和研究假设

### 2.1 社区的分类以及交易型社区的相关研究

随着Web 2.0技术的发展,传统社区的发展已经突破了地域的限制,网络交互技术的出现使不同地域的人们可以彼此交流,从而形成各种各样的社区。因此,划分社区的主要标准已经不再是地域位置,而是更多的关注社区成员的特质(如成员的社会角色和人口统计特征)和社区建立的动机(如情感、兴趣和交易等)。由于不同的学者在社区研究中解决的主要问题不同,研究的侧重点也不一样,因而关注的社区类型也不一样<sup>[11]</sup>,其中以人际关系为基础的社交网络研究最为广泛,成为学者们进行虚拟社区演化研究的重点<sup>[7-10]</sup>。随着电子商务时代向社会化商务时代的转变<sup>[4]</sup>,淘宝、腾讯拍拍和eBay易趣等交易型社区在中国蓬勃发展,但相应的研究却相对较少。许多学者对虚拟社区的社会网络分析主要以非盈利的关系型社交网络为主,如维基百科、博客社区和社交网络等<sup>[2-3]</sup>。在社会化商务时代,交易型社区正是将社会交互的社会性转化为经济性的关键纽带,一个常见的管理策略是将社交网络推广方式应用到交易型社区中,通过扩大社区成员和强化关系性质达到管理者所期待的经济效果,表1给出交易型社区与广泛研究所关注的社交型社区的主要区别。

表1 交易型社区与社交型社区的不同  
Table 1 Differences between Transactional Community and Social Community

区分维度	社交型社区	交易型社区
成员角色	朋友、亲人、同学	商人、买家、卖家
动机需求	以情感交流为主	以商业信息交流为主
关系来源	固有的社会关系;新建社交关系	既有的交易关系;潜在的交易关系
社区网络结构	直接的人际交往为主,社会资本	以功能、信息为纽带的间接关系
社区演化动力	规范性社会影响	信息性社会影响

由于交易型社区同样是由社会成员组成,因此,并不能说交易型社区与社交型社区存在绝对的区别,

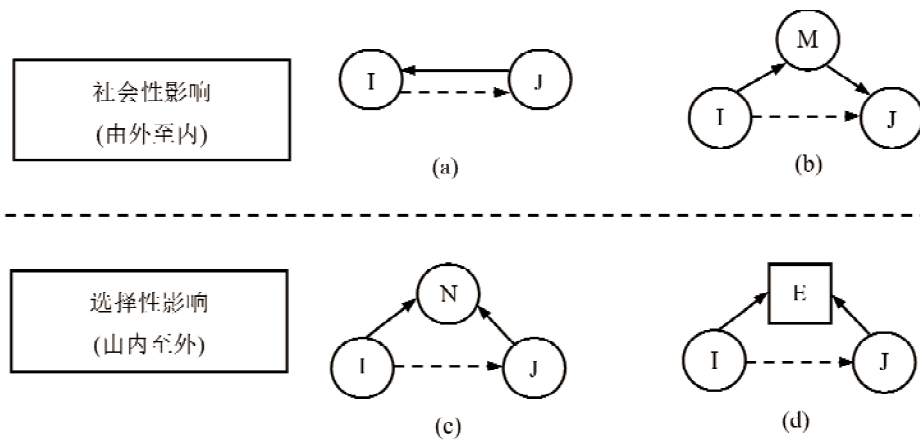
事实上,一些非常活跃的交易型社区往往也会体现出明显的社交型社区的特点,如成员之间更多地受到规范性的社会影响,社区的信息性和功能性作用相对减弱,成员之间的社交性特点反而更加突出等。另外,由于交易型社区的社会化商务特性,根据不同形态的社区特点区分成员在关系构建模式中的差异性就显得更为必要。因为在交易型社区中,社区的活跃程度往往存在较大的差异,如果社区的参与者仅仅只关注和参与活跃的社区,一方面在吸引“粉丝”方面要面对更大的竞争环境,另一方面也会失去很大一部分的潜在消费者。事实上,交易型社区中活跃的圈子只是很少一部分,对于大部分不活跃的圈子如果同样能够了解他们的关系构建特点,就能够帮助交易型社区中的用户在这些具有更多潜在消费者的圈子中吸引“粉丝”和扩大自身的影响力。

因此,本研究在探索交易型社区中成员之间的关系构建时,重点关注不同社区活跃程度下社区成员关系构建机制的差异性。基于网络闭包机制区分出两类主要的关系演化机制,一类是由外至内的社会性影响,即成员的关系构建主要受社会规范的驱动,如互惠性和传染性等机制;另一类则是由内至外的选择性影响,即成员的关系构建主要受个人特点和自身兴趣爱好的驱动,如基于共同好友的相似性和基于共同社区活动内容的相似性等。并具体分析交易型社区中的成员在面对不同活跃程度的社区时,社会性影响和选择性影响在其关系构建机制中的差异性。

### 2.2 基于网络闭包机制的社会性和选择性网络关系构建

已有关于网络演进的相关研究中,往往通过闭包过程模拟网络中成员之间的关系构建。已有的关于网络闭包的理论考虑了互惠性、传染性、相似性等闭包机制对整个网络关系演化的推进<sup>[7-10]</sup>,Crandall等<sup>[9]</sup>认为,这些促进社会网络中成员之间相互构建关系的机制主要可以区分为两类,一类是由外至内的社会性影响,这类机制在社交性突出的一些网络社区中更为明显(如Facebook和人人网等),即成员在决定与谁构建关系时会更多地受周围人的影响以及社会规范的影响<sup>[10-11]</sup>;另一类是由内至外的选择性影响,这类在一些以信息或兴趣爱好等作为中介的二模网络社区中更为明显<sup>[12-13]</sup>(如维基百科和百度贴吧等),即成员在决定与谁构建关系时会更多地考虑自身的行为特点和兴趣爱好。图1给出已有研究中基于网络闭包理论的主要关系构建机制。

在图1中,子图(a)和子图(b)主要体现了网络社区中成员基于由外至内的社会性影响而产生的网络闭包,子图(a)表示闭包产生于两个社区成员I与J之间,背后的机制是一种互惠的影响(因为J在之前向I发出了连接);而子图(b)就是一种社会影响(传染)的闭包形式(传染路径为J-M-I);子图(c)和子图(d)体现了网络社区中的成员基于由内至外的选



注: I、J、M、N 为社区中的成员, E 为社区活动; 实线箭头表示社区成员间的历史关系, 虚线箭头表示本研究预测产生的新关系。

图1 社交型社区的一般网络闭包形式

Figure 1 The General Forms of Network Closure in Social Community

择性影响而产生的网络闭包, 分别是基于共同好友和共同社区活动相似性程度的闭包形式。由于图(b)中涉及的传染路径与图(c)和图(d)中涉及共同好友和共同社区活动都可能不止1个, 因此也是一种基于多个节点的闭包形式。另外, 图1中关于传染的描述仅仅只是考虑了两个社区成员之间相隔两个步长的情形, 在接下来具体的实证研究部分, 本研究会分别考虑两个社区成员之间从2个步长到6个步长之间的距离对传染闭包机制造成的影响。根据社会网络的小世界特性<sup>[12]</sup>, 大部分社会网络中的节点之间相隔的步长不会超过6步, 因此本研究仅考虑步长为6步以内的传染性的显著性。

2.2.1 社会性的影响与交易型社区的网络演进

在社会网络闭包机制的相关研究中, 社会性的影响是指网络社区中的成员之间在关系构建时主要受到来自周围环境的社会规范影响, 即社区中的成员会按照一些显著的社会规范和准则来调整自己的行为模式<sup>[14-16]</sup>。已有研究中关于社会性影响的网络闭包机制主要包括互惠性和传染性两种, 其中互惠性是指人们的一些行为(善意或恶意)是基于他人对自己的行为做出的反馈<sup>[17]</sup>, 在一些研究中, 互惠性通常被认为是人际关系具有的基本特性<sup>[18-20]</sup>。一些学者用实证方法证明了互惠性在网络演化中起到的重要作用, Yoeli等<sup>[19]</sup>在研究网络结构的动态演化时认为互惠结构的影响在网络发展一开始就具有非常显著的影响, 但是该影响的强度是稳定的, 并没有随着时间的推移而增强; Carpenter等<sup>[20]</sup>在研究网络组织的建立时认为直接互惠(即时利益的互惠)和间接互惠(通过中介传导的互惠)是合作网络演化的两个基本原则。但是也有学者从相反的角度探讨互惠性的关系模式带来的负面影响。由于互惠性是基于大量的社会交互基础上的, 因此互惠性本身需要的关系投入成本较高, 这些成本和风险包括时间消耗和信息重复(反复的交互)、关系无效率

(搭顺风车)、关系嵌入带来的责任和压力<sup>[21]</sup>。事实上, 互惠性在社会网络的闭包机制中是否只有正向的影响取决于该社区在多大程度上受到社会性的影响。例如, 在成员之间交互频繁的社区中, 社会化的特征会更加突出, 因此成员更容易感受到彼此的社会性规范; 而在成员之间交互稀少的社区中, 成员之间感受到的社会化特征较弱, 他们在关系构建时更多地关注社区的信息性和功能性, 因此他们更容易受到基于自身特征的选择性机制的驱使来构建社区关系。基于此, 本研究提出假设。

H<sub>1a</sub>. 在活跃程度较高的交易型社区中, 成员之间频繁交互使社区的社会化特征更加突出, 基于社会性影响的网络闭包机制更为显著, 因此, 社区成员更注重社会规范而愿意构建互惠的社区关系;

H<sub>1b</sub>. 在活跃程度较低的交易型社区中, 成员之间稀少的交互使社区的信息性和功能性特征更加突出, 基于选择性影响的网络闭包机制更为显著, 因此, 社区成员更注重交互成本和避免信息冗余, 从而回避互惠关系的形成。

社会性影响下的另一种主要的网络闭包机制是社会传染, 不同于生物、物理领域中的网络传染模型研究, 本研究中的虚拟社区是由人组成的, 因此网络中“传染”的主要动力来源于社区成员之间的社会影响<sup>[22-24]</sup>。Young<sup>[24]</sup>在他的研究中将社会传染定义为“在社会网络中, 当某成员关注的人采取了某种行为时, 该成员也随即采取此行为的现象”, 而社会传染在本质上是指社会网络中的成员受到周围邻居行为的影响而调整和改变自身行为模式的一种社会化现象<sup>[25]</sup>。在一个活跃的交易型社区中, 成员之间频繁的交互增强了该社区的社会化特性, 因此, 社区中的成员会更容易受到社会传染的驱使而在关系构建的模式上更多地受到其周围邻居的影响<sup>[26]</sup>; 而在一个活跃度较低的交易型社区中, 成员之间较少的交互导致他们感受到的社会化特征并不显著, 因此, 信

总性和功能性在整个社区中起主导作用<sup>[27]</sup>,即社区中的成员在构建关系时更注重信息的丰富性和多样性,而当信息从成员J传导至成员I的路径越来越多时(即传染性越来越强时),成员J本身的重要性就会相对降低,这时成员I对成员J构建关系的概率也会降低。基于此,本研究提出假设。

H<sub>2a</sub> 在活跃程度更高的交易型社区中,成员之间频繁的交互使社区的社会化特征更加突出,基于社会性影响的网络闭包机制更为显著,因此,社区成员更容易受周围邻居行为的影响而形成传染性的网络闭包;

H<sub>2b</sub> 在活跃程度较低的交易型社区中,成员之间稀少的交互使社区的信息性和功能性特征更加突出,基于选择性影响的网络闭包机制更为显著,因此,社区成员更注重信息来源的丰富性和多样性而回避传染性的网络闭包。

图2描述了交易型社区中成员在社会性影响下面临对互惠性闭包和传染性闭包的选择。

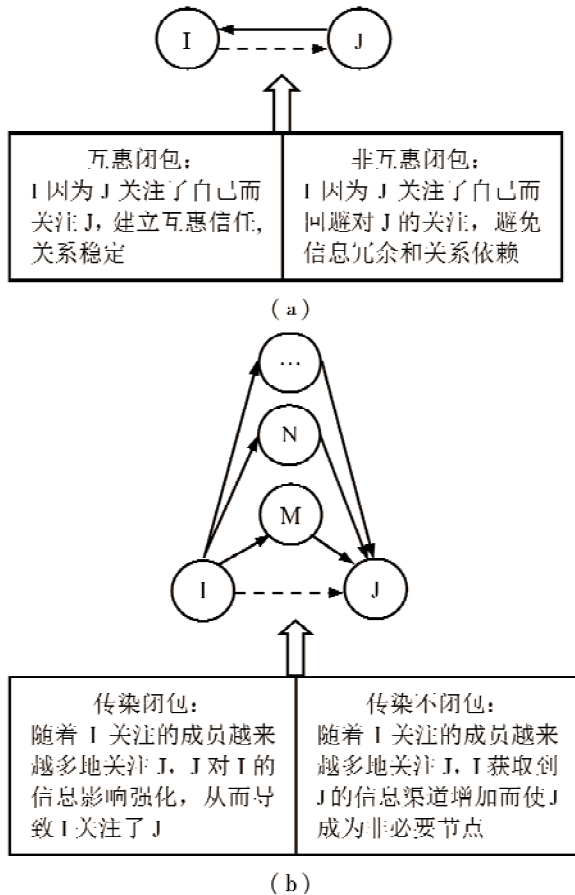


图2 交易型社区成员在社会性影响下的网络闭包选择  
Figure 2 Network Closure under Social Influence in Transactional Community

2.2.2 选择性影响与交易型社区的网络演进

选择性影响是社会网络闭包的另一个重要的机制,与之前提到的社会性影响不同,它更多的受到网络成员自身的行为特点和兴趣爱好的影响<sup>[28-30]</sup>。

Kossinets等<sup>[8]</sup>在对43 553名在校学生的实证研究中认为,该学校的学生相互之间主要通过选择性机制构建关系,他们在研究中通过记录学生共同参与的课堂数量作为学生之间相似性的测算,研究发现一开始相互陌生的学生之间会随着相似性的增加而逐渐相互构建关系。Crandall等<sup>[9]</sup>进一步探讨选择性影响与社会影响的交互作用对网络社区中成员之间关系演化的影响,选取的网络虚拟社区包括Wikipedia和LiveJournal,认为两种不同类型的网络闭包机制相互促进并正向影响社区内成员之间关系构建的概率。可见,选择性影响是社区演化中的一个重要机制,不论是在社交网络中还是在交易型社区中,这种“物以类聚,人以群分”的网络演化机制都会存在。因此,本研究认为,不论是在活跃度较低还是活跃度较高的交易型社区中,随着社区成员共同参与的社区活动和认识的社区好友数量增加,成员之间的相似性也会随着增加,他们基于选择性的网络闭包机制会正向影响彼此之间的关系构建。基于此,本研究提出假设。

H<sub>3</sub> 在交易型社区中,不论是对活跃的还是不活跃的圈子,成员之间基于共同社区好友和共同社区活动的相似性越高,越会正向影响成员之间的关系构建。

图3给出在选择性影响机制下,网络社区中的成员基于共同好友的相似性和共同参与社区活动的相似性而面临的网络闭包选择。

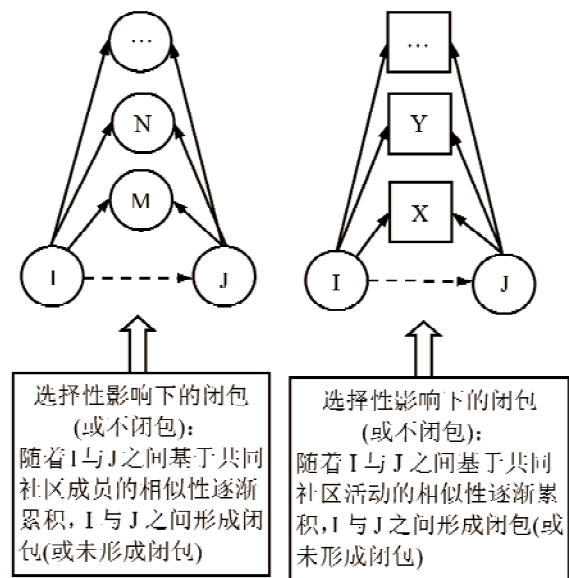


图3 交易型社区成员在选择性影响下面临的闭包选择  
Figure 3 Network Closure under Selection Effect in Transactional Community

3 研究方法和数据分析

3.1 基于Selenium工具的网络关系数据抓取

本研究使用的数据来源中国最大的电子商务

网站淘宝网。2010年前后,淘宝网推出了淘宝帮派(bangpai.taobao.com),目的在于发展交易型平台中的网络社区。在淘宝帮派推出后,淘宝网中的所有用户(包括买家和卖家)都可以通过这样的平台构建基于各种兴趣爱好或品牌产品的网络社区,这些社区往往被划分为各个类别,如服饰、美容、生活等板块,淘宝中的所有用户都可以免费和自由地创建或加入帮派,有些帮派的创建者需要以验证的方式允许一些淘宝用户加入他们的帮派,为了控制帮派创建者个人的偏好和选择对社区发展带来的影响,本研究选取的样本社区都是在同一个主题板块下(即服饰主题)具有不同社区活跃程度的一些社区。另外,为了控制社区规模对成员关系构建的影响,本研究选取的样本社区成员均在1 000人左右。具体来讲,在服饰主题下选取了4个社区作为样本,截止到数据抓取时间(2013年8月18日),这些社区的成员数分别为976个、897个、1 003个和971个。本研究根据社区成员的人均活动数量(即成员在社区论坛板块的平均发帖和回帖数量)测算社区活跃度。本研究选取的4个样本社区是在同一主题和相似的社区规模下,在社区活跃程度上具有较明显的差异,在实证部分主要探讨在交易型社区中,不同社区活跃度下的社区成员在关系构建机制上的差异性,从而帮助社区管理者针对不同活跃度的交易型社区做出相应的管理决策,以促进社区关系的演化和社区成员之间的关系构建。

本研究基于Selenium工具在Eclipse平台上编写针对淘宝帮派社区的爬虫程序,将选取的4个交易型社区的全部数据储存在SQL Server中,表2给出对抓取的全部数据字段的具体解释。Selenium是一个开源的可再编辑的页面操作和信息获取工具,其基本原理就是模拟人对网络页面进行翻页和信息提取操作,如进入社区中每个成员的个人主页并对其关注列表和粉丝列表进行自动的翻页查询和信息记录,如成员ID、关注数量、粉丝数量和关系构建时间等。

所有数据从网页中提取出来并储存在数据库之后,按照带时间信息的矩阵格式对这些动态的网络关系和社区活动进行预处理,以方便后期的变量计算和模型检验。本研究构建 $A_t$ 和 $B_t$ 两类矩阵,分别储存动态的关系网络数据和动态的社区活动数据。矩阵 $A_t$ 是一组非对称的方块矩阵, $t$ 为该矩阵记录的网络关系的截止日期(以日为单位);矩阵 $B_t$ 是一组非方块矩阵, $t$ 为该矩阵记录的网络成员参与社区活动的截止日期(以日为单位)。因此,这两类矩阵分别记录了社区成员在时间 $t$ 上的网络关系结构( $A_t$ )和参与的具体社区活动( $B_t$ ),本研究后续对互惠性、传染性和选择性等主要变量的测量都基于这两类矩阵来计算。

3.2 变量测量和网络团包模型构建

本研究选取的交易型社区(淘宝圈子)中所有成员网络关系的形成主要来源于两个部分,第一部分是成员间直接的关注和粉丝;第二部分是圈子中成

表2 基于Selenium工具抓取的淘宝圈子基本信息  
Table 2 Data Description in Taobao Community Based on Selenium

数据名称及类型	数据解释	数据格式	
成员个人 中心网络 信息	成员 ID	淘宝圈子中每个成员唯一特有的身份	文本型
	成员粉丝	关注该成员的全部用户 ID	文本型
	成员关注	该成员所关注的全部用户 ID	文本型
社区成员 个人特质 信息	入圈时间	圈子中每个成员加入圈子的时间(精确到H)	日期型
	用户个人主页	用来进入圈子中成员个人空间的链接地址	链接地址
	用户积分	用来衡量圈子用户在圈子中的经历和地位	数值型
社区成员 参与社区 活动信息	浏览量	该成员的个人主页被浏览的次数	数值型
	帖子 ID	虚拟社区中帖子的唯一地址	文本型
	发帖者 ID	每个帖子的发起者 ID	文本型
社区成员 参与社区 活动信息	回复者 ID	每个帖子的回复者 ID	文本型
	发帖时间	圈子中每条帖子出现的时间	数值型
	回复时间	每条帖子中每个社区成员回复帖子的时间	数值型

员间通过社区活动形成的间接关系,即二模的网络结构<sup>[5-6]</sup>。虚拟社区中所有成员间的关系构成一个有向图,本研究通过Matlab将储存在SQL Server中的全部社区成员有向关系数据以矩阵的方式表述出来,该矩阵的行和列就是社区中所有成员的ID,如果成员 $i$ 关注了成员 $j$ ,那么在对应的第 $i$ 行第 $j$ 列的取值为1,即 $link_{ij} = 1$ ,否则为0。因此,全部社区成员构成的初始矩阵就是一个二值型的非对称方块矩阵 $A$ ,每个变量的测量和表述也是基于矩阵 $A$ 的运算。

3.2.1 互惠性的测量

根据Tanimoto等<sup>[18]</sup>对互惠性的解释,本研究在具体操作中将用户之间的相互关注作为互惠性的测量。具体来讲,当某用户 $i$ 在 $t$ 时刻之前(即 $t-1$ )收到来自用户 $j$ 的关注,那么如果在之后的一段时间里,用户 $i$ 在 $t$ 时刻关注了用户 $j$ ,本研究将其视为一条互惠性的连接。具体的计算方法为

$$Rec_{i,j,t} = \begin{cases} 0 & link_{j,i,t-1} = 0 \\ 1 & link_{j,i,t-1} = 1 \end{cases} \quad (1)$$

其中,  $Rec_{i,j,t}$  为在  $t$  时刻是否存在一条从用户  $i$  到用户  $j$  的互惠性连接,  $link_{j,i,t-1}$  为截止到  $t$  时刻(即矩阵  $A_t$  在  $t = t - 1$  时刻的状态), 用户  $j$  是否已经关注了  $i$ 。

3.2.2 传染性的测量

基于已有研究中对社会传染的定义, 传染对网络成员的影响来源于网络成员周围邻居的行为扩散<sup>[22-24]</sup>, 本研究对具有传染影响力的邻居的范围限制在6个步长之内。因为根据社交网络的小世界特性<sup>[12]</sup>, 一个典型的社交网络中节点与节点之间的平均距离一般少于6个步长, 考虑到超过6个步长以外的邻居涉及到的节点数量可能包括网络中大部分的成员, 从而带来庞大的数据及计算复杂度, 而且这些过远距离邻居的实际传染作用可能并不显著, 因此, 本研究选择成员6个步长以内的邻居作为节点行为社会传染的显著范围, 并且在算法中定义节点对节点行为传染的影响强度也会随着他们之间的距离增加而减弱。具体的计算方法为

$$Con_{i,j,t} = \sum_{p=2}^6 Con_{i,j,A_t^p} \cdot p^{-1} \quad (2)$$

其中,  $Con_{i,j,t}$  为成员  $j$  对成员  $i$  截止到时间  $t$  的传染性;  $p$  为用户  $i$  与邻居之间的步长, 根据之前的论述, 设定  $2 \leq p \leq 6$ ;  $A_t^p$  为对截止到  $t$  时刻的矩阵  $A_t$  (即矩阵  $A_t$  在  $t = t - 1$  时的状态) 进行  $p$  次连乘;  $Con_{i,j,A_t^p} \cdot p^{-1}$  为与用户  $i$  距离步长为  $p$  的邻居  $j$  对用户  $i$  截止到  $t$  时刻的传染性;  $p^{-1}$  为行为传染的强度随节点之间距离增加而降低。

3.2.3 选择性的测量

根据选择性影响的定义, 网络中的成员可能会因为已经具有的相似性而选择性的发出连接, 从而使自己嵌入网络中<sup>[28-30]</sup>,  $\uparrow_j$  Kossinets 等<sup>[8]</sup> 的研究相似, 本研究测算成员  $i$  与成员  $j$  相似性时, 同时考虑了二者基于社区成员的相似性和基于社区活动的相似性, 前者表示  $i$  与  $j$  共同认识的社区成员, 后者表示  $i$  与  $j$  共同参与的社区活动。本研究在测量虚拟社区中成员之间相似性时, 利用原始矩阵  $A_t$  计算基于共同朋友的相似性, 利用原始矩阵  $B_t$  计算基于共同社区活动的相似性, 即

$$PSim_{i,j,t} = NP_{i,j,A_{t-1}} \cdot A_{t-1}^T \quad (3)$$

$$ESim_{i,j,t} = NE_{i,j,B_{t-1}} \cdot B_{t-1}^T$$

其中,  $PSim_{i,j,t}$  为成员  $i$  与成员  $j$  之间截止到时间  $t$  基于共同好友数量的相似性, 其值为矩阵  $A_{t-1}$  乘以其转置(即  $A_{t-1}^T$ );  $NP$  为成员  $i$  与成员  $j$  之间共同好友的数量;  $ESim_{i,j,t}$  为成员  $i$  与成员  $j$  之间基于共同社区活动数量的相似性, 其值为矩阵  $B_{t-1}$  乘以其转置(即  $B_{t-1}^T$ );  $NE$  为成员  $i$  与成员  $j$  之间共同参与的社区活动数量。

3.2.4 模型的控制变量

为了控制样本中社区成员自身特性的差异性对关系构建带来的影响, 本研究将成员  $i$  的社区经验 ( $Exp_i$ ) 和社区存在时间 ( $Tim_i$ ) 作为模型的控制变

量。这主要是因为有些成员会比另一些成员更为活跃或加入社区的时间更久, 因此更愿意在社区中构建更多的关系, 或更积极地在社区论坛中参与发帖和讨论。在具体操作中, 对社区成员  $i$  的社区经验的测量直接应用社区平台基于社区成员的活跃程度等指标而给出的社区经验分数, 本研究通过对每个社区成员的跟踪记录得到样本社区中成员在每天的社区经验分数, 而对成员  $i$  的社区存在时间的测量则直接根据每个成员加入社区时间来获得。需要注意的是, 社区经验和加入社区时间是对社区成员自身特性的两个不同的测量, 因为一些成员虽然加入社区时间很久却很少参与社区论坛讨论等社区活动, 因此其社区经验并不会很高。

3.2.5 基于风险模型构建网络闭包模型

在已有研究中, 风险模型常常被用来研究社会网络中的关系或链接的形成<sup>[8]</sup>, 即通过一些可以用来预测网络连接出现的协变量计算每个时间点链接或关系形成的概率(事件发生风险的概率)<sup>[31-33]</sup>。由于风险模型考虑到了事件发生的时间因素, 其基本假设是某事件发生的概率随时间的增加而逐渐增加, 相对于基于截面数据的逻辑回归模型, 风险模型能够更清楚地看到事件发生的过程以及事件发生背后的原因和机制。基于此, 本研究考虑连接形成的时间因素, 采用风险模型探索交易型社区中成员之间关系形成的概率, 构建风险分析模型探讨成员之间的互惠性、传染性和选择性等主要的协变量对事件发生(即网络闭包) 概率的影响。全模型为

$$h(t)_{i,j} = \exp(\alpha + \beta_1 Rec_{i,j,t} + \beta_2 Con_{i,j,t} + \varphi_1 PSim_{i,j,t} + \varphi_2 ESim_{i,j,t} + \gamma_1 Con_{i,j,t} \cdot PSim_{i,j,t} + \gamma_2 Con_{i,j,t} \cdot ESim_{i,j,t} + \theta_1 Exp_i + \theta_2 Tim_i + \varepsilon) \quad (4)$$

其中,  $\alpha$  为截距项, 表示构建交易型社区中成员之间关系的固定效应;  $\beta$  为基于社会性影响的协变量的影响系数,  $\beta_1$  为互惠性的影响系数,  $\beta_2$  为传染性的影响系数;  $\varphi$  为基于选择性影响的协变量的影响系数,  $\varphi_1$  为共同的好友数量的影响系数,  $\varphi_2$  为共同参与活动数量的影响系数;  $\gamma$  为社会性影响与选择性影响交互作用的影响系数,  $\gamma_1$  为传染性影响与基于共同好友的选择性影响交互作用的影响系数,  $\gamma_2$  为传染性影响  $\uparrow_j$  基于共同参与  $\uparrow_j$  社区活动的选择性影响交互作用的影响系数;  $\theta$  为控制变量的系数,  $\theta_1$  为对社区经验影响的控制,  $\theta_2$  为对成员加入社区时间影响的控制;  $\varepsilon$  为误差项。表3给出风险模型中主要变量定义和解释。

3.3 数据分析及结果

本研究选取的4个淘宝帮派社区都是在“服饰”板块下只有相似的社区规模(即社区成员数量)。图4分别从整体上显示这些社区在截至数据抓取时成员之间相互关注和成为粉丝的网络结构, 图4中子图(a)、子图(b)、子图(c)和子图(d)分别表示本研究选取的4个样本社区, 图中节点和边的布局算法来自于 Mashima 等<sup>[31]</sup> 的研究。考虑到简洁性, 图4没有标出每个节点的用户ID, 只提供了每个交易型社区

截止到数据抓取时间的关系结构全貌,可以从宏观上帮助管理者更清楚地了解和监控社区的演化状态。在图4中,子图(a)和子图(c)的社区中心比较模糊,说明这两个社区并没有一些绝对的核心成员,而是由一些较分散的中心成员将社区向不同的方向引

导和扩散;子图(b)和子图(d)中,社区的中心性较为明显,从图中可以看出,社区中心处存在一些核心成员将整个社区更好地凝聚在一起。由于该图中每一个节点的ID是可以追溯到的,因此社区管理者和参与者都可以在社区演化过程中的任一时刻通过同样

表3 主要变量的定义和解释

Table 3 Definitions and Explanations of Main Variables

主要变量名称		在模型中的表达	变量解释
因变量	网络闭包	$h(t)_{i,j}$	成员 $i$ 对成员 $j$ 在 $t$ 时刻构建关系的概率
社会性影响	互惠性	$Rec_{i,j,t}$	截止到 $t$ 时刻,成员 $i$ 是否收到来自成员 $j$ 的关注
	传染性	$Con_{i,j,t}$	截止到 $t$ 时刻,成员 $j$ 对成员 $i$ 的传染路径数量
自变量	选择性影响	$PSim_{i,j,t}$	截止到 $t$ 时刻,成员 $i$ 与成员 $j$ 的共同关注数量
		$ESim_{i,j,t}$	截止到 $t$ 时刻,成员 $i$ 与成员 $j$ 共同参与的社区活动数量
控制变量	社区经验	$Exp_i$	截止到 $t$ 时刻,成员 $i$ 的社区经验
	社区存在时间	$Tim_i$	截止到 $t$ 时刻,根据每个成员加入社区时间计算得到

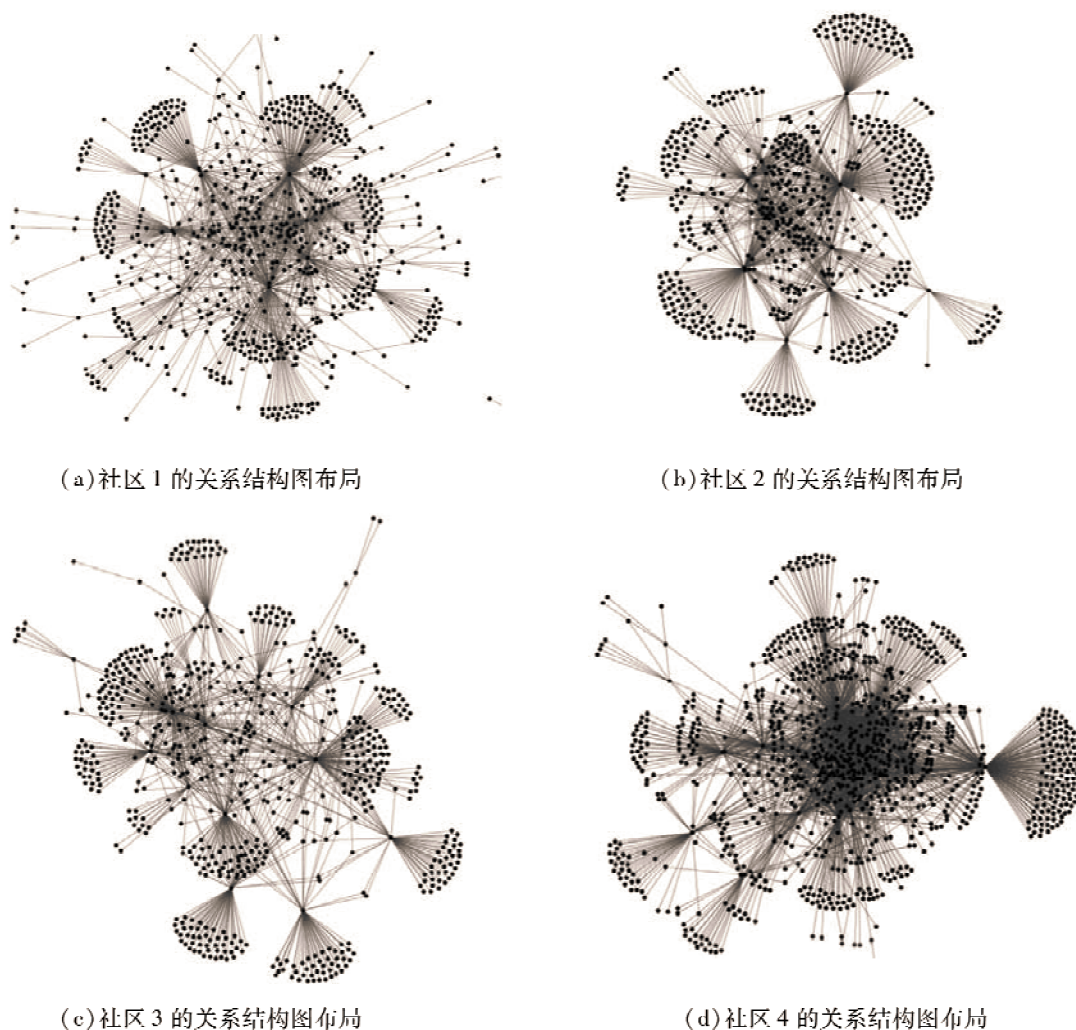


图4 基于图布局算法的交易型社区网络关系可视化呈现

Figure 4 Visualization of Ties from Transactional Communities' Social Network Based on Lay-out Algorithm

表4 样本社区网络描述性统计  
Table 4 Descriptive Statistics on Sampled Communities Network

网络结构	指标统计				指标解释
	社区1	社区2	社区3	社区4	
节点数	976	897	1 003	971	虚拟社区中相互有关系的成员数
边数(右向)	2 391	2 181	2 861	1 987	社区中共构建的右向关系数量
平均度	2.451	2.432	2.851	2.041	社区成员中平均关注和被关注的人数
网络直径	16.091	14.987	13.876	17.901	社区中任意两个成员间最远的距离
平均路径长度	5.877	4.981	5.762	6.022	信息在任意两个成员间传播需要的平均距离
网络密度	0.003	0.003	0.003	0.002	成员间已有的关系数 成员间所有可能的连接数
平均聚类系数	0.031	0.043	0.051	0.007	与某成员相连接的其他成员之间相互连接的程度
总发帖回帖数	1 006	2 099	4 102	6 088	社区成员总参与的发帖和回帖数量
平均活跃度	1.032	2.341	4.091	6.273	总发帖回帖数 节点数
平均入圈时间/天	126	187	161	134	社区成员加入社区的平均时间
平均用户积分	34	56	76	103	社区成员通过参与社区活动获取的社区积分
社区存在时间/天	687	653	639	691	截止到本研究数据抓取的社区存在时间

表5 运用Matlab预处理数据中主要变量的数据来源和储存形式  
Table 5 Data Resources and Formats of Storage of Main Variables in Data Preprocessing Using Matlab

	变量类型和定义	数据来源和储存形式
因变量	成员 <i>i</i> 与成员 <i>j</i> 在 <i>t</i> 时刻的关系构建	矩阵 $A_t$
	成员 <i>i</i> 与成员 <i>j</i> 之间在 <i>t</i> 时刻的互惠性	矩阵 $A_t^T$
自变量	成员 <i>i</i> 对成员 <i>j</i> 在 <i>t</i> 时刻的传染性(6个步长以内)	矩阵 $A_t^2 + A_t^3 + A_t^4 + A_t^5 + A_t^6$
	成员 <i>i</i> 与成员 <i>j</i> 在 <i>t</i> 时刻基于共同好友的相似性	矩阵 $A_t \cdot A_t^T$
	成员 <i>i</i> 与成员 <i>j</i> 在 <i>t</i> 时刻基于共同活动的相似性	矩阵 $B_t \cdot B_t^T$

注:矩阵 $A_t$ 与矩阵 $B_t$ 中社区成员ID的排列顺序一一对应。

的算法获取社区的整体网络结构图,并进一步寻找出哪些成员正在将整个社区凝聚在一起,而哪些成员正被孤立在社区边缘,这些算法和结构呈现对于社区管理者和参与者及时调整管理策略和关系构建策略有重要的意义。

### 3.3.1 网络结构的基本特性

根据图4的可视化呈现,本研究选取的淘宝虚拟社区的网络结构基本特性和解释见表4。

需要注意的是,图4描述的仅仅是该虚拟社区中成员之间的直接关系(即相互间的关注和粉丝关系),而基于圈子活动所形成二模关系(即圈子成员之间通过发帖和回帖行为形成的网络关系)并没有体现在图4中,因此图4中的每条边都是不重复的有向边,如果考虑成员之间的互动次数,这些边就会随着成员间的互动次数增加而变粗。下面分析的网络

关系将同时考虑直接的成员关系和间接的成员二模关系。由表4可知,截止到本研究数据抓取时间,4个样本社区产生的总发帖和回帖数量分别为1 006、2 099、4 102和6 088条,这些帖子和每个社区成员的对应关系均以矩阵 $B_t$ 的方式储存在SQL Server数据库中,结合储存社区成员直接的关注和粉丝关系的矩阵 $A_t$ ,可以按照时间*t*抽选出每天社区成员之间的直接人际关系和以发帖回帖为纽带的间接二模关系。当运用Matlab的矩阵计算工具计算变量时,保证矩阵 $A_t$ 与矩阵 $B_t$ 中社区成员的排列顺序一致,使矩阵 $A_t \cdot A_t^T$ 与矩阵 $B_t \cdot B_t^T$ 中每个对应的单元格的取值是同样两个成员之间的相似性取值,而 $A_t$ 的转置和 $A_t$ 的自乘得到的矩阵是相应两个成员之间互惠性和传染性的取值。因此,本研究涉及到的主要变量的计算可以通过5个相对应的矩阵计算来表示,见表5。



3.3.2 模型的极大似然估计和假设检验

考虑到社区关系建立是一个逐渐累积的过程,基于二模网络的关系构建可能存在一定的时间滞后,因此本研究在利用SAS 9.2检验(4)式时,剔除了样本社区最近1个月的新成员,在模型稳定性检验部分,分别剔除了样本社区最近2个月和3个月的新成员,以对比模型检验结果是否只有显著差异。表6~表9分别给出截止到数据抓取时间,每个样本社区中主要变量之间的相关性矩阵。

由于样本数量过大,SPSS不便于处理,本研究选择在SAS 9.2中运行数据。表10给出剔除每个社区最近1个月加入的成员样本后运用SAS 9.2对于(4)式的极大似然估计结果。

从模型的主效应可知,本研究提出的3个基本假设均得到较好的验证。由表10可知,在活跃度较低的社区中,社区1和社区2的平均活跃度分别为1.032和2.341,互惠性(H<sub>1</sub>)对社区成员的关系嵌入概率具有显著的负向影响,社区1的 $\beta_1 = -1.870$ ,社区2的 $\beta_1 = -0.610$ ,说明在活跃度较低的社区中,成员之间往往由于彼此相互陌生而不愿采取互惠的关系构建模式。传染性(H<sub>2</sub>)对社区成员的关系嵌入概率也具有显著的负向影响,社区1的 $\beta_{2,2} = -1.902$ 、 $\beta_{2,3} = -0.871$ 、 $\beta_{2,4} = -0.002$ ,社区2的 $\beta_{2,2} = -0.891$ 、 $\beta_{2,3} = -0.061$ 、 $\beta_{2,4} = -0.011$ ,可见在社区活动并不活跃的前提下,社区中成员通过邻居之间相互扩散传染构建关系的现象并未出现,相反,成员之间会尽量避

表6 主要变量的描述性统计和相关关系矩阵(社区1)

Table 6 Descriptive Statistics and Correlations Matrix between Main Variables (Community 1)

变量名称	均值	标准差	关系嵌入	互惠性	传染性 <sub>2</sub>	传染性 <sub>3</sub>	传染性 <sub>4</sub>	传染性 <sub>5</sub>	传染性 <sub>6</sub>	相似性 <sub>a</sub>	相似性 <sub>b</sub>
关系嵌入	0.003	0.012	1.000								
互惠性	0.003	0.012	-0.523	1.000							
传染性 <sub>2</sub>	0.163	0.140	-0.312	0.103	1.000						
传染性 <sub>3</sub>	0.312	0.141	-0.046	0.412	0.112	1.000					
传染性 <sub>4</sub>	0.245	0.345	0.351	0.351	0.371	0.164	1.000				
传染性 <sub>5</sub>	0.261	0.271	0.161	0.291	0.218	0.201	0.291	1.000			
传染性 <sub>6</sub>	0.038	0.061	0.187	0.198	0.091	0.051	0.018	0.071	1.000		
相似性 <sub>a</sub>	0.843	0.442	0.159	0.159	0.016	0.013	0.091	0.081	0.087	1.000	
相似性 <sub>b</sub>	0.261	0.201	0.029	0.029	0.031	0.004	0.199	0.199	0.199	0.199	1.000

注:传染性<sub>2</sub>~传染性<sub>6</sub>分别为步长为2~步长为6的传染路径数;相似性<sub>a</sub>为基于共同社区好友的相似性,相似性<sub>b</sub>为基于共同社区活动的相似性,下同。

表7 主要变量的描述性统计和相关关系矩阵(社区2)

Table 7 Descriptive Statistics and Correlations Matrix between Main Variables (Community 2)

变量名称	均值	标准差	关系嵌入	互惠性	传染性 <sub>2</sub>	传染性 <sub>3</sub>	传染性 <sub>4</sub>	传染性 <sub>5</sub>	传染性 <sub>6</sub>	相似性 <sub>a</sub>	相似性 <sub>b</sub>
关系嵌入	0.003	0.091	1.000								
互惠性	0.003	0.091	-0.323	1.000							
传染性 <sub>2</sub>	0.061	0.190	-0.012	0.003	1.000						
传染性 <sub>3</sub>	0.310	0.211	0.026	0.012	0.012	1.000					
传染性 <sub>4</sub>	0.281	0.238	0.371	0.361	0.198	0.165	1.000				
传染性 <sub>5</sub>	0.109	0.176	0.187	0.271	0.391	0.314	0.391	1.000			
传染性 <sub>6</sub>	0.004	0.091	0.181	0.153	0.081	0.109	0.162	0.187	1.000		
相似性 <sub>a</sub>	0.831	0.241	0.213	0.129	0.012	0.112	0.129	0.218	0.261	1.000	
相似性 <sub>b</sub>	0.271	0.091	0.018	0.021	0.032	0.412	0.129	0.122	0.123	0.281	1.000

表8 主要变量的描述性统计和相关关系矩阵(社区3)

Table 8 Descriptive Statistics and Correlations Matrix between Main Variables(Community 3)

变量名称	均值	标准差	关系嵌入	互惠性	传染性 <sub>2</sub>	传染性 <sub>3</sub>	传染性 <sub>4</sub>	传染性 <sub>5</sub>	传染性 <sub>6</sub>	相似性 <sub>a</sub>	相似性 <sub>b</sub>
关系嵌入	0.003	0.110	1.000								
互惠性	0.003	0.110	0.123	1.000							
传染性 <sub>2</sub>	0.161	0.190	0.012	0.003	1.000						
传染性 <sub>3</sub>	0.311	0.131	0.026	0.011	0.032	1.000					
传染性 <sub>4</sub>	0.019	0.091	0.181	0.179	0.182	0.031	1.000				
传染性 <sub>5</sub>	0.012	0.023	0.161	0.171	0.015	0.061	0.182	1.000			
传染性 <sub>6</sub>	0.021	0.002	0.024	0.193	0.038	0.091	0.121	0.126	1.000		
相似性 <sub>a</sub>	0.841	0.432	0.259	0.401	0.026	0.211	0.191	0.078	0.194	1.000	
相似性 <sub>b</sub>	0.221	0.231	0.021	0.281	0.261	0.021	0.371	0.123	0.251	0.172	1.000

表9 主要变量的描述性统计和相关关系矩阵(社区4)

Table 9 Descriptive Statistics and Correlations Matrix between Main Variables(Community 4)

变量名称	均值	标准差	关系嵌入	互惠性	传染性 <sub>2</sub>	传染性 <sub>3</sub>	传染性 <sub>4</sub>	传染性 <sub>5</sub>	传染性 <sub>6</sub>	相似性 <sub>a</sub>	相似性 <sub>b</sub>
关系嵌入	0.002	0.103	1.000								
互惠性	0.002	0.103	0.321	1.000							
传染性 <sub>2</sub>	0.211	0.320	0.042	0.103	1.000						
传染性 <sub>3</sub>	0.341	0.133	0.021	0.222	0.452	1.000					
传染性 <sub>4</sub>	0.347	0.278	0.271	0.352	0.472	0.427	1.000				
传染性 <sub>5</sub>	0.291	0.268	0.291	0.382	0.291	0.132	0.171	1.000			
传染性 <sub>6</sub>	0.098	0.162	0.041	0.021	0.123	0.164	0.141	0.132	1.000		
相似性 <sub>a</sub>	0.231	0.412	0.129	0.141	0.046	0.133	0.091	0.076	0.126	1.000	
相似性 <sub>b</sub>	0.141	0.401	0.229	0.429	0.021	0.104	0.099	0.293	0.131	0.121	1.000

免这种传染扩散可能带来的信息冗余,从而回避通过传染带来的关系构建。需要注意的是,当社区中成员之间相隔的步长超过4时,传染性对关系嵌入概率的影响不再显著。在活跃度较高的社区中,社区3和社区4的平均活跃度分别为4.091和6.273,互惠性( $H_1$ )对社区成员的关系嵌入概率具有显著的正向影响,社区3的 $\beta_1 = 2.389$ ,社区4的 $\beta_1 = 3.901$ ;传染性( $H_2$ )对社区成员的关系嵌入概率也只有显著的正向影响,与社区1和社区2中相比,这些完全相反的结论主要来自于社区活跃度对社区成员关系构建行为的调节作用。当社区活跃度处于较高水平时,社区内成员之间变得更加熟悉,交易型社区的社交性逐渐凸显,使社区中的成员更加重视相互之间的关系质量,也使他们的关系构建行为更容易受到周围邻居的影响。另外,与社区1和社区2中相似的结论

是,传染性对社区成员关系构建的影响随社区成员之间相隔的步长增加而减弱,当社区中成员之间相隔的步长超过4时,传染性对关系嵌入概率的影响不再显著,社区3的 $\beta_{2,2} = 1.761$ 、 $\beta_{2,3} = 1.218$ 、 $\beta_{2,4} = 0.022$ ,社区4的 $\beta_{2,2} = 2.811$ 、 $\beta_{2,3} = 1.271$ 、 $\beta_{2,4} = 0.031$ 。从以上结果可知,在活跃度较低的社区中,成员相互之间的关系构建往往会避免社会性的影响,成员会回避互惠关系的形成,也不会根据周围邻居的行为来改变自身的行为模式,他们更愿意基于自身的行为特点和兴趣爱好而与自己感兴趣的社区成员构建关系。因此,在活跃度较低的社区中,选择性影响是成员之间构建关系的主要因素,社区中的成员往往会关注与自己有一定数量共同好友和共同参与的社区活动的社区成员;对于活跃度较高的社区,其成员同时会受到社会性和选择性的影响,从两种影响机

表10 交易型社区成员关系嵌入模型的极大似然检验结果  
Table 10 Maximum Likelihood Testing on Ties Embeddedness in Transactional Community

	因变量: $h(t)_{i,j}$				
	社区1	社区2	社区3	社区4	
社区成员平均活跃度	1.032	2.341	4.091	6.273	
实际样本容量	931	861	981	936	
风险模型检验结果					
截距项	1.023	1.501	2.091	2.791	
社会性影响( $\Pi_1$ 和 $\Pi_2$ )					
$h$ 患性( $\beta_1$ )	-1.870***	-0.610***	2.389***	3.901***	
传染性 $_2$ ( $\beta_{2,2}$ )	-1.902***	-0.891***	1.761***	2.811***	
传染性 $_3$ ( $\beta_{2,3}$ )	-0.871***	-0.061**	1.218***	1.271**	
传染性 $_4$ ( $\beta_{2,4}$ )	-0.002**	-0.011**	0.022***	0.031**	
传染性 $_5$ ( $\beta_{2,5}$ )	n. s.	n. s.	n. s.	n. s.	
传染性 $_6$ ( $\beta_{2,6}$ )	n. s.	n. s.	n. s.	n. s.	
选择性影响( $\Pi_3$ )					
相似性 $_a$ ( $\varphi_1$ )	0.231***	1.440***	0.721***	0.181***	
相似性 $_b$ ( $\varphi_2$ )	0.138***	1.031***	1.481***	0.871***	
交互影响					
( $\sum$ 传染性) $\times$ 相似性 $_a$ ( $\gamma_1$ )	-0.021**	-0.212***	0.125**	0.081***	
( $\sum$ 传染性) $\times$ 相似性 $_b$ ( $\gamma_2$ )	-0.121***	-0.311***	0.213***	0.172**	
控制变量					
成员 $i$ 的社区经验( $\theta_1$ )	n. s.	3.381**	1.231***	2.181**	
成员 $i$ 的社区存在时间( $\theta_2$ )	n. s.	0.019**	n. s.	n. s.	
	<i>AIC</i>	15 812.312	12 891.634	18 981.213	17 871.432
模型整体拟合度参数	<i>SC</i>	12 391.511	11 523.247	17 523.214	16 391.401
	<i>LL</i>	11 718.671	11 216.002	12 116.301	13 718.502

注:( $\sum$  传染性)为将所有具有显著影响的步长内的传染性进行加总; \*\*为  $p < 0.050$ , \*\*\*为  $p < 0.010$ , n. s. 为不显著。下同。

制的系数对比可知,社会性影响在活跃的社区中对成员之间关系构建的作用会更大,社区3的  $\beta_1 = 2.389$ 、 $\beta_{2,2} = 1.761$ 、 $\beta_{2,3} = 1.218$ 、 $\beta_{2,4} = 0.022$ 、 $\varphi_1 = 0.721$ 、 $\varphi_2 = 1.481$ ;社区4的  $\beta_1 = 3.901$ 、 $\beta_{2,2} = 2.811$ 、 $\beta_{2,3} = 1.271$ 、 $\beta_{2,4} = 0.031$ 、 $\varphi_1 = 0.181$ 、 $\varphi_2 = 0.871$ 。从模型交互项的结果可知,在活跃度较低的社区社会性影响与选择性影响的交互负向影响社区成员之间关系的构建,社区1的  $\gamma_1 = -0.021$ 、 $\gamma_2 = -0.121$ ,社区2的  $\gamma_1 = -0.212$ 、 $\gamma_2 = -0.311$ ;在活跃度较高的社区,社会性影响

与选择性影响的交互正向影响社区成员之间关系的构建,社区3的  $\gamma_1 = 0.125$ 、 $\gamma_2 = 0.213$ ,社区4的  $\gamma_1 = 0.081$ 、 $\gamma_2 = 0.172$ ,这一研究结论与Grandall等<sup>[9]</sup>的研究结论一致。在控制变量方面,交易型社区成员的实际经验,除了在社区1影响不显著外,在社区2、社区3和社区4都显著促进该成员在社区中的关系构建,而单纯的社区成长时间除了在社区2具有显著地正向影响之外,在其他社区的作用都不显著,这表明单独以社区成员在社区中的成长时间来判断该成员的

社区经验以及对社区的价值贡献并不合理,往往与社区成员实际的社区经验和为社区发展带来的价值贡献具有较大的误差。

### 3.3.3 模型稳定性检验

为了进一步观察样本量选取的变化是否会对结果产生显著影响,本研究对上述模型的结果进行稳定性检验。考虑到关系构建的时滞性,即社区中成员之间从互惠性、传染性和选择性等因素的刺激到最终形成关系的时间间隔对模型结果可能带来的影响,本研究分别剔除每个社区中最近2个月和3个月

加入社区的新成员来考察模型结果的稳定性。表11和表12给出具体数据分析结果。

由表11和表12可知,在剔除最近2个月和3个月新加入成员样本后,原来社区的活跃度均得到微小的提升,这是因为新加入社区成员的社区经验较少,并不会马上参与到较多的社区活动中,剔除新入成员能更清楚地看出行为稳定的社区成员的行为模式。通过与表10模型检验结果对比发现,在剔除新加入样本后,上述提到的一些主要变量的显著性和影响力大小仍保持了结果的稳定性。从模型的稳定

表11 交易型社区成员关系嵌入模型的稳定性检验(1)

Table 11 Robustness Check on Tics Embedddness Model in Transactional Community (1)

	因变量: $h(t)_{i,j}$				
	社区 1	社区 2	社区 3	社区 4	
社区成员平均活跃度	1.035	2.344	4.093	6.276	
实际样本容量 (剔除最近2个月加入的成员)	901	811	921	897	
模型检验结果					
截距项	1.124	1.302	2.112	3.891	
社会性影响( $\Pi_1$ 和 $\Pi_2$ )					
互惠性( $\beta_1$ )	-0.210***	-0.123***	2.214***	2.341***	
传染性 <sub>2</sub> ( $\beta_{2,2}$ )	-1.204***	-0.125***	1.214***	2.621***	
传染性 <sub>3</sub> ( $\beta_{2,3}$ )	-0.021**	-0.043**	1.118***	1.071**	
传染性 <sub>4</sub> ( $\beta_{2,4}$ )	-0.028**	-0.012***	0.081**	0.019**	
传染性 <sub>5</sub> ( $\beta_{2,5}$ )	-0.002**	n. s.	n. s.	n. s.	
传染性 <sub>6</sub> ( $\beta_{2,6}$ )	n. s.	n. s.	0.010**	n. s.	
选择性影响( $H_3$ )					
相似性 <sub>a</sub> ( $\varphi_1$ )	0.124***	1.150***	1.225***	1.221***	
相似性 <sub>b</sub> ( $\varphi_2$ )	0.181***	1.791***	1.761***	1.421***	
交互影响					
( $\sum$ 传染性) $\times$ 相似性 <sub>a</sub> ( $\gamma_1$ )	-0.001**	-0.162***	0.871**	0.091***	
( $\sum$ 传染性) $\times$ 相似性 <sub>b</sub> ( $\gamma_2$ )	-0.182***	-0.391***	0.304***	0.912**	
控制变量					
成员 $i$ 的社区经验( $\theta_1$ )	2.091**	2.291**	n. s.	1.981***	
成员 $i$ 的社区存在时间( $\theta_2$ )	n. s.	n. s.	n. s.	n. s.	
	AIC	12 212.342	10 493.154	15 921.112	13 311.251
模型整体拟合度参数	SC	10 494.421	9 523.144	13 143.112	12 151.301
	LL	10 114.372	9 226.412	12 456.104	11 718.104

表 12 交易型社区成员关系嵌入模型的稳定性检验(2)  
Table 12 Robustness Check on Ties Embeddedness Model in Transactional Community (2)

	因变量: $h(t)_{i,j}$			
	社区 1	社区 2	社区 3	社区 4
社区成员平均活跃度	1.037	2.348	4.095	6.278
实际样本容量 (剔除最近 3 个月加入的成员)	837	761	874	836
模型检验结果				
截距项	1.411	1.241	2.009	2.612
社会性影响( $\Pi_1$ 和 $\Pi_2$ )				
互惠性( $\beta_1$ )	-1.120***	-0.210***	2.291***	3.101***
传染性 <sub>2</sub> ( $\beta_{2,2}$ )	-1.091***	-0.009***	1.671***	2.619***
传染性 <sub>3</sub> ( $\beta_{2,3}$ )	-0.701**	-0.079**	1.489***	2.981**
传染性 <sub>4</sub> ( $\beta_{2,4}$ )	-0.079***	-0.002**	0.981**	0.382**
传染性 <sub>5</sub> ( $\beta_{2,5}$ )	n. s.	n. s.	n. s.	n. s.
传染性 <sub>6</sub> ( $\beta_{2,6}$ )	n. s.	n. s.	n. s.	n. s.
选择性影响( $\Pi_3$ )				
相似性 <sub>a</sub> ( $\varphi_1$ )	0.121***	1.412***	1.546***	2.676***
相似性 <sub>b</sub> ( $\varphi_2$ )	0.543***	1.481***	1.179***	1.085***
交互影响				
( $\sum$ 传染性) × 相似性 <sub>a</sub> ( $\gamma_1$ )	-0.093**	-0.451***	0.561**	0.678***
( $\sum$ 传染性) × 相似性 <sub>b</sub> ( $\gamma_2$ )	-0.214***	-0.567***	0.218***	0.091**
控制变量				
成员 $i$ 的社区经验( $\theta_1$ )	n. s.	n. s.	1.124***	1.231**
成员 $i$ 的社区存在时间( $\theta_2$ )	n. s.	n. s.	n. s.	n. s.
<i>AIC</i>	10 091.781	11 821.241	14 981.876	14 456.901
模型整体拟合度参数	<i>SC</i> 10 009.415	10 513.991	12 523.212	13 212.822
<i>IJ</i>	9 712.890	11 412.231	10 116.811	12 470.091

性检验可进一步看出控制变量中成员社区成长时间的作用,即在两次不同样本量的模型检验中,社区成员的社区成长时间对成员间的关系构建均没有显著的影响,这也进一步表明作为社区的管理者,不能单独以社区成员加入社区时间的长短作为社区成员活跃度和关系构建意愿的评价指标,而应该通过成员在加入社区后实际参与的社区活动数量来预测社区成员在社区内的关系构建意愿和对社区发展的潜在价值。因此,剔除最近 2 个月和 3 个月新加入成员样本控制关系形成的时滞性因素,模型检验结果与剔

除 1 个月样本的结果(表 10)并无显著差异,可见模型检验结果具有稳定性。

## 4 结论

### 4.1 研究结果

本研究通过选取淘宝帮派中在同一个主题下具有不同程度社区活跃度的社区作为研究对象,探讨不同社区活跃度下交易型社区成员之间关系网络闭包机制的差异性。本研究梳理社会网络相关研究中对网络闭包机制的研究,整理出两类主要的网络闭

包机制,一类是以社会规范为基础的社会性影响机制,包括二元的互惠性和来自周围邻居影响的传染性;另一类是以自身行为特点和相似性为基础的选择性影响机制,包括以共同好友的数量测量的关系相似性和以共同参与的社区活动测量的行为相似性。本研究对样本社区的网络整体结构进行全局性的呈现,并基于图布局算法将样本社区中成员之间的整体网络关系可视化,帮助社区管理者更直观地了解社区的整体结构和中心成员以及每个成员在整个社区中所处的位置。所有样本社区在网络关系密度、网络直径、网络成员和社区总存在时间(截至数据抓取时间)等指标上具有相似的性质,这些共同的社区性质帮助我们将研究重点放在社区活跃度上。本研究的结果表明交易型社区中成员之间的关系构建在不同的社区活跃度上呈现出不同的特点,在活跃度较低的社区中,成员相互之间的交互较少,社会性影响因素并不显著,随着社区活跃度的增加,成员间彼此的交互逐渐增多,交易型社区中的社会性因素也会逐渐增强,甚至强于成员基于自身特质的选择性的影响,成为交易型社区中成员之间关系网络闭包的主要驱动机制。剔除最近2个月和3个月加入社区的成员以控制关系建立的时滞性带来的影响,检验结果与剔除最近1个月加入社区的成员的结果并无显著的差异,表明模型结果具有较好的稳定性。

#### 4.2 理论价值

不同于以往学者关于社交网络闭包机制的研究,本研究关注交易型社区网络闭包机制的差异性。通过对淘宝交易型圈子的实证分析,本研究发现不同活跃度的交易型社区下,成员之间关系网络的闭包机制与传统的社交网络具有本质的不同。在一些活跃度较低的社区,由于成员之间的交互很少,社区的社会性特征并不显著,成员更注重社区的信息性和功能性。因此,在传统的社交型社区中往往具有显著正向影响的互惠性和传染性网络闭包机制却在活跃度较低的交易型社区中具有相反的作用;随着交易型社区中成员之间的交互逐渐增加,社区的社会性特征就会增强,这时的交易型社区也开始体现出与传统的社交型社区类似的网络闭包机制。本研究对交易型社区网络闭包机制差异性的研究丰富了社交网络相关研究基于网络闭包机制对不同性质的网络社区关系构建的理解,进一步探索了网络闭包机制的具体内涵和适用的边界。

#### 4.3 管理意义

本研究希望通过对不同活跃度下交易型社区成员关系网络闭包机制的研究来帮助和指导交易型社区的管理者和参与者更清楚地了解社区关系构建的规律并采取相应的管理策略。由于交易型社区中活跃度高的社区数量并不多,而作为参与者在活跃的社区中吸引用户和扩大影响力往往需要更多的时间和成本,本研究发现选择性因素在活跃度较低的社区中对成员关系构建具有显著的正向影响。因此,交易型社区的参与者可以尝试在活跃度较低的社区

中通过与社区成员关注一些相同的用户和参与一些相同的社区论坛讨论来吸引用户和扩大影响力。在交易型社区中,活跃度较低的社区反而具有更多的用户群,通过这些社区中吸引粉丝来扩大影响力甚至能得到事半功倍的效果。在活跃度较高的交易型社区中,社区的参与者更应该注重社区的社会性特性,因为这些社区实际上已经通过频繁的用户交互而呈现出与社交型社区相似的特点,一些传统的体现社会规范的行为(如互惠性和来自周围好友的行为规范)往往能够帮助参与者获取更多的粉丝,从而提升其在社区中的影响力。

#### 4.4 研究不足和未来的研究方向

本研究选取交易型社区样本探讨不同社区活跃度下成员间关系构建的差异性,旨在帮助交易型社区的管理者和参与者更加深入地了解不同类型的社区中成员关系构建的不同模式,但本研究仍存在不足。首先,本研究在区分不同活跃度的交易型社区时,仅选取服饰主题下4个样本社区,将来进一步地可以通过在更多主题下的更多社区来对比研究结果,从而增强研究结论在更大社区范围内的适用性;另外,本研究仅探讨交易型社区中成员之间的关系构建机制,而没有对关系的构建与社区中成员的实际交易型行为的因果关系展开进一步探讨,未来的研究在获取交易型社区中成员实际的交易记录的基础上,可以进一步探讨成员相互之间关系的构建对成员的交易行为带来的冲击和影响。

#### 参考文献:

- [1] Kirpalani N. Connecting with consumers: Marketing for new marketplace realities [J]. *Journal of Marketing Management*, 2014, 30(13/14): 1522-1524.
- [2] Curty R G, Zhang P. Social commerce: Looking back and forward [J]. *Proceedings of the American Society for Information Science and Technology*, 2011, 48(1): 1-10.
- [3] Hoffman D, Novak T. Toward a deeper understanding of social media [J]. *Journal of Interactive Marketing*, 2012, 26(2): 69-70.
- [4] Stephen A T, Toubia O. Deriving value from social commerce networks [J]. *Journal of Marketing Research*, 2010, 47(2): 215-228.
- [5] Faust K. Centrality in affiliation networks [J]. *Social Networks*, 1997, 19(2): 157-191.
- [6] Ransbotham S, Kane G C, Lurie N H. Network characteristics and the value of collaborative user-generated content [J]. *Marketing Science*, 2012, 31(3): 387-405.
- [7] Chan K W, Li S Y. Understanding consumer-to-consumer interactions in virtual communities: The salience of reciprocity [J]. *Journal of Business Research*, 2010, 63(9/10): 1033-1040.
- [8] Kossinets G, Watts D J. Empirical analysis of an c-

- volving social network [ J ]. *Science*, 2006, 311: 88-90.
- [ 9 ] Crandall D J, Cosley D, Huttenlocher D P, Kleinberg J M, Suri S. Feedback effects between similarity and social influence in online communities [ C ] // *Proceedings of the 14th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. New York, NY: Association for Computing Machinery, 2008: 160-168.
- [ 10 ] Fehr E, Gächter S. Cooperation and punishment in public goods experiments [ J ]. *The American Economic Review*, 2000, 90(4): 980-994.
- [ 11 ] Wang E S T, Chen L S L. Forming relationship commitments to online communities: The role of social motivations [ J ]. *Computers in Human Behavior*, 2012, 28(2): 570-575.
- [ 12 ] 吕琳媛, 周涛. 链路预测 [ M ]. 北京: 高等教育出版社, 2013: 57-76.  
Lyu linyuan, Zhou Tao. Link prediction [ M ]. Beijing: Higher Education Press, 2013: 57-76. (in Chinese)
- [ 13 ] Opsahl T. Triadic closure in two-mode networks: Redefining the global and local clustering coefficients [ J ]. *Social Networks*, 2013, 35(2): 159-167.
- [ 14 ] Cho Y, Hwang J, Lee D. Identification of effective opinion leaders in the diffusion of technological innovation: A social network approach [ J ]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2012, 79(1): 97-106.
- [ 15 ] van Noort G, Anthunis M L, van Reijmersdal E A. Social connections and the persuasiveness of viral campaigns in social network sites: Persuasive intent as the underlying mechanism [ J ]. *Journal of Marketing Communications*, 2012, 18(1): 39-53.
- [ 16 ] Mereken L, Steglich C, Sinclair P, Holliday J, Moore L. A longitudinal social network analysis of peer influence, peer selection, and smoking behavior among adolescents in British schools [ J ]. *Health Psychology*, 2012, 31(4): 450-459.
- [ 17 ] van Veenen M, García J, Raud D G, Nowak M A. Direct reciprocity in structured populations [ J ]. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2012, 109(25): 9929-9934.
- [ 18 ] Tanimoto J, Brede M, Yamauchi A. Network reciprocity by coexisting learning and teaching strategies [ J ]. *Physical Review E*, 2012, 85(3): 032101.
- [ 19 ] Yoeli F, Hoffman M, Rand D G, Nowak M A. Powering up with indirect reciprocity in a large-scale field experiment [ J ]. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2013, 110(Supplement 2): 10424-10429.
- [ 20 ] Carpenter J P, Matthews P H. Norm enforcement: Anger, indignation, or reciprocity? [ J ]. *Journal of the European Economic Association*, 2012, 10(3): 555-572.
- [ 21 ] Gu F F, Hung K, Tse D K. When does guanxi matter? Issues of capitalization and its dark sides [ J ]. *Journal of Marketing*, 2008, 72(4): 12-28.
- [ 22 ] Aral S. Commentary: Identifying social influence: A comment on opinion leadership and social contagion in new product diffusion [ J ]. *Marketing Science*, 2011, 30(2): 217-223.
- [ 23 ] Iyengar R, Van den Bulte C, Valente T W. Opinion leadership and social contagion in new product diffusion [ J ]. *Marketing Science*, 2011, 30(2): 195-212.
- [ 24 ] Young H P. Innovation diffusion in heterogeneous populations: Contagion, social influence, and social learning [ J ]. *The American Economic Review*, 2009, 99(5): 1899-1924.
- [ 25 ] Christakis N A, Fowler J H. Social contagion theory: Examining dynamic social networks and human behavior [ J ]. *Statistics in Medicine*, 2013, 32(4): 556-577.
- [ 26 ] Burchell K, Rettie R, Patel K. Marketing social norms: Social marketing and the social norm approach [ J ]. *Journal of Consumer Behaviour*, 2013, 12(1): 1-9.
- [ 27 ] Goodwin K A, Kukucka J P, Hawks I M. Co-witness confidence, conformity, and eyewitness memory: An examination of normative and informational social influences [ J ]. *Applied Cognitive Psychology*, 2013, 27(1): 91-100.
- [ 28 ] Lewis K, Gonzalez M, Kaufman J. Social selection and peer influence in an online social network [ J ]. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2012, 109(1): 68-72.
- [ 29 ] Jiang Y, Jiang J C. Understanding social networks from a multiagent perspective [ J ]. *IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems*, 2014, 25(10): 2743-2759.
- [ 30 ] Centola D, van de Rijdt A. Choosing your network: Social preferences in an online health community [ J ]. *Social Science & Medicine*, 2015, 125(C): 19-31.
- [ 31 ] 吕琳媛. 复杂网络链路预测 [ J ]. 电子科技大学学报, 2010, 39(5): 651-661.  
Lyu Linyuan. Link prediction of complex networks [ J ]. *Journal of University of Electronic Science and Technology of China*, 2010, 39(5): 651-661. (in Chinese)
- [ 32 ] 崔爱香, 傅彦, 尚明生, 陈端兵, 周涛. 复杂网络局部结构的涌现: 共同邻居驱动网络演化 [ J ]. *物理学报*, 2011, 60(3): 038901-1-038901-6.  
Cui Aixiang, Fu Yan, Shang Mingsheng, Chen Duan-

- bing, Zhou Tao. Emergence of local structures in complex network; Common neighborhood drives the network evolution [J]. *Acta Physica Sinica*, 2011, 60 (3): 038901-1-038901-6. (in Chinese)
- [33] 肖邦明, 黄敏学. 交易型社区的病毒式营销策略: 基于社会影响、同质性和网络拓扑结构的 ABMS 仿真研究 [J]. *营销科学学报*, 2015, 11 (1): 22-38.  
Xiao Bangming, Huang Minxue. Spreading strategies in transactional community; An ABMS based on social influence, homophily and network topology [J]. *Journal of Marketing Science*, 2015, 11 (1): 22-38. (in Chinese)
- [34] Mashima D, Kobourov S G, Hu Y. Visualizing dynamic data with maps [J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2012, 18 (9): 1424-1437.

## A Study on Network Closure in Transactional Community

Xiao Bangming, Huang Minxue, Liao Junyun

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

**Abstract:** This research, based on the most active communities in the largest platform of e-business in China (Taobao.com), analyzed the differences of transactional community in the network closure mechanisms from different levels of community activities. Based on the network closure literatures, the authors take the directions of relationships and the informational and functional characteristics in transactional communities into considerations and explore their effects on the network closure among the members in transactional community. By using the Web crawler tool and from the perspectives of social network analysis, the authors collected the network data from four sampled transactional communities with the similar community size under the same community issue. The results show that the major differences among the sampled transactional communities rely on the levels of their community activities. The authors apply Selenium, open source software programmed, to collect the static online information from the sampled four transactional communities. After the authors visualized the general structures of all the sampled transactional communities, which is based on the software of Gephi, we build up the hazard model to account for the probabilities of established relationships from a dynamic view. Then, the authors apply the statistics tool of SAS 9.2 to test the hazard model built up previously. Hence, the authors get the major results as follows: ① in the less active transactional communities, the network closure among the members in the communities is mainly driven by the mechanism of selection effect, while both the reciprocity and contagion in social influence have negative effects on network closure among the members in transactional communities; ② in the more active transactional communities, the network closure among the members in the communities is mainly driven by the mechanisms of both selection effects and social influences, while the social influence, such as reciprocity and contagion, has stronger effects once compared with the mechanism of selection effects; ③ no matter it is less active transactional community or more active transactional community, the interaction between the mechanisms of social influences and selection effects have positive effects on the network closure among the members in a transactional community. The key findings from this research can help not only the managers in the transactional communities but also the participants of those communities to better understand the evolution process of the transactional communities. From the macro-level perspective, they can monitor the general structures during the process of a community evolution, and from the micro-level perspective, they can get more insights on the patterns of relationship formation among members in a transactional community.

**Keywords:** transactional community; network closure; reciprocity; contagion; selection effects

**Received Date:** January 9<sup>th</sup>, 2015      **Accepted Date:** June 24<sup>th</sup>, 2015

**Funded Project:** Supported by the National Natural Science Foundation of China (71372127) and the Doctoral Research Program of Wuhan University (2013105010212)

**Biography:** Xiao Bangming (1987 - , Native of Daye, Hubei), is a Ph. D. candidate in the Economics and Management School at Wuhan University. His research interests cover electronic business and social networking, etc. E-mail: bangmingshaw@163.com □