

# 社会化网络环境下关键用户识别 与产品知识扩散研究

邵 鹏, 胡 平

(西安交通大学 管理学院, 陕西 西安 710049)

**摘 要:**随着社会化商务时代的到来,越来越多的商家意识到消费者网络对产品扩散的重要性,消费者网络节点重要性评价成为营销领域研究的重要内容。传统社会网络节点评价方法考虑了网络的局部拓扑结构,忽略了节点间的相互影响,PageRank 考虑了来自邻居的影响力但忽视了节点间本身的重要性。提出了将社会网络中心性与 PageRank 方法相结合的消费者网络节点价值评价指标构建方法,基于现实数据构建了消费者网络,通过相似性算法对评价算法进行了讨论,运用 SIS 模型研究了不同节点的产品知识扩散效果,发现网络节点重要性及产品知识扩散显著相关,WCR 算法优于传统中心性指标。

**关键词:**用户识别;复杂网络;知识扩散;消费者网络;社会化商务

DOI: 10.6049/kjbydc.2015050590

中图分类号:F274

文献标识码:A

文章编号:1001-7348(2016)01-0126-06

## Key User Identification and Product Knowledge Diffusion in the Environment of Social Network

Shao Peng, Hu Ping

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

**Abstract:** As social commerce era arrived, businesses become aware of the importance of the products diffusion in consumer network, evaluate the value of the network nodes will become the important issue in marketing research. The node evaluation algorithm which from social network only consider the local network topology but ignores the interaction between individuals, information retrieval algorithm consider the influence from neighbors but ignores the importance of the node itself. This paper builds node importance evaluation algorithm of consumer network on the basis of degree centrality and PageRank algorithm; We construct the consumer network based on the online data, and discuss the evaluation algorithms by using the similarity algorithm; Study on the product knowledge diffusion by SIS model, we show that the WCR is high relating to product knowledge diffusion, and the WCR algorithm is more effective than traditional evaluation algorithm.

**Key Words:** User Identification; Complex Network; Knowledge Diffusion; Consumer Network; Social Commerce

### 0 引言

随着信息技术的不断发展,各种 SNS 网络平台迅速兴起,国内外社会化媒体日趋成熟,为企业进行社会化营销提供了良好的渠道。在以 Web2.0 技术为平台的网络中,每个用户都能自由发布与传播信息,用户观点的形成和演变也受到朋友的影响<sup>[1]</sup>。消费者通过在线社交网络构建起了消费者网络,越来越多的商品信息开始在消费者网络中扩散。随着消费者网络的形成,电子商务逐渐向社会商务发展,顾客不再是被动的信息接受者,而成为信息的传播者。消费者之间基于社交网络的交互作用导致企业商业模式和营销策略发

生深刻变化。因此,从消费者交互作用视角分析营销问题成为一个重要的研究领域<sup>[2-3]</sup>。

消费者网络节点重要性评价是社会商务得以展开的基础。目前,国内外学者对网络节点重要性进行了广泛研究。从研究方法上看,包括节点重要性等价于该节点与其它节点的连接而使其具有显著性的社会网络方法<sup>[4]</sup>,利用网络的连通性反映系统某种功能完整性的系统科学方法,描述节点之间相互作用强度的加权复杂网络评估方法,以及信息搜索领域分析方法等<sup>[5]</sup>;从研究对象上看,包括社交网络中节点的重要性,通信交通网中的核心节点,病毒传播网络中感染病毒的载体,以及科研合作网中节点的重要性<sup>[6]</sup>。产品知识

收稿日期:2015-10-13

基金项目:中国工程院信息与电子工程部咨询研究项目(2013-XX-03)

作者简介:邵鹏(1987-),男,陕西蓝田人,西安交通大学管理学院博士研究生,研究方向为复杂网络与电子商务;胡平(1961-),女,江苏无锡人,博士,西安交通大学管理学院副教授、博士生导师,研究方向为复杂网络与社会网络。

是影响消费者行为的重要因素<sup>[7]</sup>, 消费者拥有产品知识的程度会影响消费者决策的每一个环节, 也会影响消费者对新产品的使用意愿。消费者网络借助社交媒体的传播途径, 通过社交互动、用户创造内容等手段扩散产品知识并影响消费行为。消费者网络关键用户识别是商家扩散产品知识的基础, 然而现有关于网络节点重要性的研究并不适用于消费者网络。

本文拟构建将社会网络中心性与信息搜索方法相结合的消费者网络节点重要性评价算法, 运用该算法对典型的在线消费者网络节点重要性进行评价, 并通过实验分析探讨节点重要性及产品知识扩散之间的关系, 以检验 WCR 算法的有效性。

## 1 相关研究述评

产品知识是消费者对某项特定产品所感知到的知识以及对此项产品的了解, 包括主观知识、客观知识和先前经验 3 部分<sup>[7]</sup>。在进行消费决策时, 消费者往往根据自己的知识存量判定产品的属性, 并以此作为消费决策的依据。知识存量对消费者的认知过程具有重要影响, 且消费者知识存量越多, 越能有效辨别产品之间的差异<sup>[8]</sup>。消费者拥有的产品信息量、信息内容和架构不同, 在新产品采用行为上也存在差异<sup>[9]</sup>。消费者产品知识越丰富, 决策质量越高<sup>[10]</sup>, 产品知识匮乏的个体则更倾向于墨守成规<sup>[11]</sup>。经典的营销学理论将产品知识获取渠道分为内部搜寻和外部搜寻两部分。内部搜寻即对存储在记忆里的产品信息进行检索和分析, 外部搜寻渠道则开始从传统广告转向在线社交网络。

消费者网络是指在 Web2.0 技术背景下, 消费者之间建立起的在线网络关系, 产品知识得以在网络中流动, 消费者决策受到消费者网络的影响。随着在线社交网络和在线购物的发展, 消费者网络已经从线下转移到线上。网络结构知识显著提升了新创意、新技术、新产品等在社会系统中的传播速度, 对创新扩散绩效产生影响<sup>[12]</sup>。研究表明, 高度数网络特征加速了产品在消费者网络中的扩散进程, 高入度消费者可以促进产品在市场中的早期采用<sup>[13]</sup>。网络中心消费者的社会联系比较丰富, 容易获得信息和控制资源, 成为影响他人的核心人物和意见领袖, 能够更好地发散信息<sup>[14]</sup>。由于网络中各节点之间存在一定的差异性, 如何有效评估消费者在网络中的重要性是消费者网络研究中亟待解决的问题。

不同类型复杂网络需要不同的节点重要性评价算法来衡量, 这些方法通过分析网络中某种有用的信息来评价网络中不同节点的重要性<sup>[15]</sup>。在系统科学领域, 学者们通过评价移除节点对网络结构连通性的破坏程度, 分析网络节点的重要性。社会网络分析方法提供了很多测量网络节点重要性的指标, 包括节点的度、最短路径、边权等<sup>[6]</sup>。这些方法都有一个共同假设,

即网络中节点的重要性等价于因该节点与其它节点连接而使其具有的显著性。在互联网搜索领域, 节点的重要性度量则假设邻居节点越重要, 邻居节点数据越多, 此节点就越重要。典型的方法有 PageRank 算法, 该算法假设从优质网页链接而来的网页必定还是优质网页<sup>[16]</sup>。由于网络中网页连接的相互指向, 该数值的计算为一个迭代过程, 最终网页根据所得分值进行检索排序。然而, 传统的 PageRank 算法是一种基于链接分配 PR 值的算法, 并未考虑到节点本身的特性。

知识扩散以充分获取和利用知识价值为目的, 通过各种渠道实现组织内部或者相关组织之间知识的流动和传递<sup>[17]</sup>。知识扩散包括知识的发送方和接收方, 以及双方的沟通渠道, 如社交网络平台。目前, 国内外学者对知识扩散的研究主要集中于知识扩散的概念、形成机制、扩散模式等方面。复杂系统的发展以及通过计算机研究社会网络方法的进步, 促进了网络科学的发展<sup>[18]</sup>, 这为社会动力学过程研究提供了很多科学的工具。网络中知识扩散常用传播动力学方法进行度量, 借鉴诸如疾病传染、计算机病毒传播, 以及谣言传播等的研究方法<sup>[19]</sup>。一般以网络节点为扩散源, 利用传播动力学模型进行仿真, 通过计算网络中目标节点的影响范围度量扩散效果<sup>[20]</sup>。

综上所述, 产品知识是影响消费者行为的重要因素, 消费者网络中有影响力个体的产品知识扩散能力较强。然而, 传统社会网络节点评价方法考虑了网络的局部拓扑结构, 忽略了节点间的相互影响, PageRank 考虑了来自邻居的影响力但忽视了节点间本身的重要性。基于此, 本文提出将社会网络中心性与 PageRank 两种方法相结合的 WCR 指标构建方法。通过相似性算法对评价指标进行对比, 并基于在线消费者网络数据通过 SIS 模型研究产品知识扩散与节点重要性的关系。

## 2 消费者网络关键用户识别算法

### 2.1 局部重要性算法构建

消费者网络  $C(V, E)$  中, 消费者集合  $V$  包含  $N$  个个体, 消费者之间的连边形成边集  $E$ <sup>[21]</sup>。消费者网络节点价值评价以发现具有更高扩散能力的消费者为目的。在消费者网络中, 个体消费者朋友越多, 在网络中的地位越重要。局部重要性是以节点个体为中心测量的只能反映网络局部属性的指标, 基于网络局部属性的节点重要性排序指标主要考虑节点自身信息及其邻居信息。网络中节点  $i$  拥有的连边数  $k_i$  称为该节点的度数中心性, 反映了单个消费者拥有的邻居数量。

度数中心性认为相邻节点同等重要, 而实际上节点之间是不平等的, 必须考虑到邻居对该节点重要性的影响。将发布者的直接好友数和粉丝数作为度值, 未进一步考虑发布者好友的好友数和粉丝数, 会对度

值的准确性产生影响<sup>[22]</sup>。网络中节点的重要性不但与自身信息相关,还与该节点邻居节点的度存在一定关联,即节点的度及其邻居节点的度越大,节点个体影响力越大<sup>[23]</sup>。在消费者网络中,不仅应考虑消费者*i*的度数,还应该考虑与消费者*i*相连消费者*j*的度数,即二级度数中心性。本研究认为,与消费者*i*相连的消费者*j*的度数越大,说明*j*的影响力越大,那么对于*i*而言,*j*就越有价值,进而*i*的局部影响力就越大。令 $k_{ij}$ 为与*i*相邻用户*j*的度数,与*i*相邻所有用户度数的加总即为二级度数中心性:

$$Z(i) = \sum_{j=1}^N k_{ij} \quad (1)$$

### 2.2 全局重要性算法构建

反映网络拓扑结构对节点重要性影响的指标被称为全局重要性。基于随机游走的节点重要性排序方法主要是基于网页之间链接关系的网页排序技术,网页之间的链接关系是指网页之间的相互关联和相互支持,因而可判断出网页的重要程度。然而,连接数多并不意味着该节点的重要性更强,因为这些链接发出的源节点的重要性并不一样。PageRank 算法为一个迭代过程,最终网页根据所得分值进行检索排序,考虑了网络的全局拓扑特性。根据 PageRank 计算公式可知,页面*x*的链接源越多,即指向页面*x*的链接数目*n*越大,*x*的重要性越大。同时,网页*x*的链接源页面级别越高,网页越重要,*x*的 PageRank 值越大。接近度中心性以节点间距离为基础衡量节点在网络中的中心程度。节点与网络中其它节点的平均最短路径越小,该节点的接近中心性越大。接近中心性的表达式为:

$$CC(i) = (N - 1) / \sum_{1 \leq j \leq N} d_{ij} \quad (2)$$

PageRank 算法可以作为消费者网络节点价值评价指标 ConsumerRank(*CR*)构建的参考,而 *CR* 算法则考虑了节点自身的属性。在消费者网络中,*CR*(*i*)的表达式如下:

$$CR(i) = \frac{(1 - \sigma)}{n} + \sigma \sum_{j=1}^n \frac{CR(j)}{CC(j)} \quad (3)$$

式中,*CR*(*i*)为节点*i*的*CR*值,*CR*(*j*)为节点*j*的*CR*值。 $\sigma$ 为阻尼系数,阻尼系数越大,消费者*j*的重要性越大。接近中心性表示一个节点传播信息时不靠其它节点的程度,比度数中心性指标更具全局性。因此,用接近中心性替换 PageRank 算法中的页面连接数,式中 *CC*(*j*)为消费者的接近中心性。因此,*CR* 指标体现了将接近中心性与 PageRank 相结合的思路。

一个消费者的 *CR* 值由其他消费者的 *CR* 计算得到,等式  $CR = A * CR$  满足马尔科夫链的性质,如果给每一位消费者随机的 *CR* 初始值,当马尔科夫链收敛,则 *CR* 存在唯一解。通过迭代计算,这些节点的 *CR* 值会趋向于正常和稳定。在 PageRank 中往往认为节点的初始值相同,而消费者网络中节点的初始传播能力却各不相同。*CR* 作为同样基于随机游走的理论,考虑

了不同节点对应不同传播能力的情况,故本研究用 *CC*(*j*) 替换了随机游走理论的中心度概念。

### 2.3 综合评价算法

在消费者网络中,节点的重要性依赖于局部价值与全局价值的共同作用,即消费者重要性需从局部重要性与全局重要性两个方面进行评价。假定 *WCR* 为消费者网络节点重要性综合评价指标,由节点*i*的局部重要性和全局重要性构成:

$$WCR(i) = aZ(i) + bCR(i) \quad (4)$$

式中,*a*、*b*为权值系数, $a, b \in (0, 1)$ 且  $a + b = 1$ 。根据节点重要性评价关注的不同重点,权值系数可取不同的值,以突出局部重要性和全局重要性的相对重要性。

## 3 数据选取与处理

为了检验算法的有效性,通过 Stanford 公开提供的数据集研究消费者网络中节点重要性与产品知识扩散的关系。该数据集是消费者点评网站 Epinions(下文用“E”表示)的消费者信任网络数据。该网站提供了一个“信任机制”,由用户通过对他人产品评点质量的优劣作出判断。如果信任某人,可将其纳入信任列表,反之可纳入不信任列表,这种信任关系使用户之间形成网络关系。这套数据为典型的在线消费者网络,符合本研究的需求。

原始的 Epinions 网络共有 75 880 个节点、508 826 条边,该网络巨大且存在大量孤立点。为了降低网络维度以适应 Matlab7.1 仿真平台,并剔除网络中其它孤立点,使用 Pajek 软件的 Degree Reduction 功能对网络进行抽取简化。最终抽取出 E 网络中 767 个节点,76 305 条边,是抽取组合中满足 Matlab7.1 仿真平台的最大网络。

对 E 网络的小世界特征进行分析,得到平均最短路径为 2.276。利用最小二乘法进行拟合并计算幂律指数,E 网络的幂律指数为 3.121 4,拟合指数为 0.843。当一个大规模复杂网络的度分布为幂律分布且网络具有适当的幂律指数时,说明网络中绝大部分节点的度相对很低。消费者网络是一个在线虚拟网络,这类网络的形成不受资源的制约。因此,本文选取的消费者网络为非均匀网络,网络中重要性相对较大的消费者占比较少。

## 4 关键用户识别

通过 E 网络数据构建无向网络关系矩阵,在二级度数中心性的基础上计算节点局部重要性矩阵。在 PageRank 算法的基础上结合接近中心性计算矩阵,设置阻尼系数  $p = 0.85$ <sup>[16]</sup>,通过迭代算法计算节点的全局重要性 *CR* 值。假定局部与全局权值系数相同,通过归一化后的局部影响力和全局影响力计算值。

相似性比较函数可用来度量不同重要性评价算法评价结果的相似性或差异性。在 F-measure 算法中,  $F(r) = |L(r) \cap L'(r)| / r$ ,  $L(r)$  和  $L'(r)$  分别为两种评价算法降序排列的前  $r$  个节点集合,  $|L(r) \cap L'(r)|$  表示两个集中共同元素的个数。 $F(r)$  与  $r$  的变化趋势体现了随着节点数目的增加, 两种算法计算出的集中共同节点的个数。图 1 描绘了 E 网络算法评价结果的相似性。可以看出, 节点重要性评价算法在总体上具有一致性, 评价结果相似性随着集合内节点数量的变化而变化。相对而言,  $BC$  与  $WCR$  的相似性较低,  $DC$  与  $WCR$  的相似性较高。

算法评价结果相似性反映的是网络中所有节点评价指标的相似性。为了更直观地观察, 提取网络中  $WCR$  算法降序排列的前 15 个节点(见表 1)。发现度数中心性  $DC$ 、中介中心性  $BC$ 、接近中心性  $CC$  与  $WCR$  的顺序基本一致, 但仍有一些节点的评价排序存在区别, 如 E 网络中, 节点 12 和节点 414 的度数中心性、中介中心性和接近中心性未呈降序排列。然而, 即便  $WCR$  与传统算法存在差异, 但这种不同是否表明  $WCR$  是一种对传统算法的合理改进, 仍需进一步讨论。

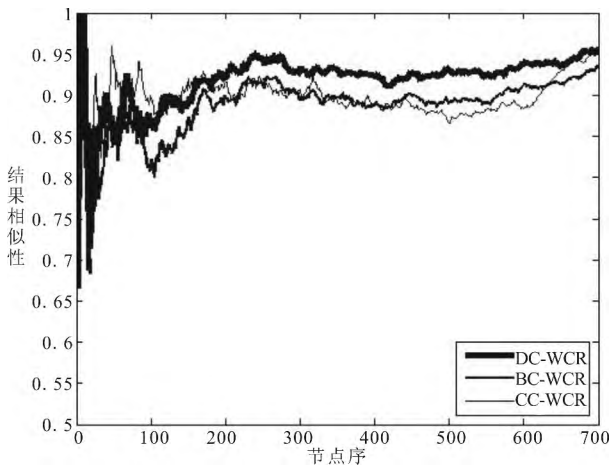


图 1 E 网络算法评价结果相似性

表 1 E 网络节点重要性评价

序	编号	DC	BC	CC	CR	WCR
1	157	0.408 6	0.023 3	0.605 1	1.000 0	1.000 0
2	512	0.369 5	0.016 3	0.557 9	1.000 0	0.916 9
3	519	0.330 3	0.012 5	0.534 5	1.000 0	0.876 7
4	428	0.322 5	0.012 0	0.530 1	1.000 0	0.869 8
5	353	0.293 7	0.011 7	0.531 2	0.927 3	0.835 6
6	12	0.272 8	0.008 9	0.519 7	0.925 0	0.832 1
7	414	0.332 9	0.014 3	0.536 0	0.945 4	0.825 1
8	153	0.262 4	0.008 5	0.514 1	0.891 5	0.805 2
9	422	0.274 2	0.008 4	0.504 3	0.875 9	0.763 5
10	458	0.252 0	0.006 9	0.493 2	0.816 0	0.708 6
11	502	0.254 6	0.007 4	0.494 5	0.808 0	0.706 5
12	120	0.219 3	0.005 1	0.492 3	0.778 0	0.695 3
13	469	0.241 5	0.006 4	0.488 2	0.793 1	0.693 2
14	517	0.241 5	0.005 9	0.488 2	0.797 3	0.692 0
15	382	0.220 6	0.005 6	0.492 9	0.765 5	0.689 2

## 5 节点重要性与知识扩散的关系

### 5.1 产品知识扩散实验

借鉴学者们对疾病传染、计算机病毒传播, 以及谣言传播等的研究方法<sup>[19]</sup>, 通过模拟和仿真手段研究扩散过程, 寻找探索网络环境中产品知识扩散的新思路。SIS 模型最初用于传染病动力学研究, 构建消费者网络产品知识扩散 SIS 模型, 对于发现产品知识扩散过程, 研究产品知识扩散效果具有重要意义。SIS 模型的力学机制可以表述为以下微分方程组:

$$\begin{cases} \frac{ds(t)}{dt} = -\beta(t)s(t) + \gamma i(t) \\ \frac{di(t)}{dt} = \beta(t)s(t) - \gamma i(t) \end{cases}$$

为了探讨  $WCR$  算法是否是对传统算法的合理改进, 本文通过计算实验的方法进行观察。在 SIS 模型的基础上, 假设消费者网络产品知识扩散中的个体有两种状态: 产品知识拥有者(I 状态)和产品知识稀缺者(S 状态)。首先, 在网络中选择一个个体为产品知识拥有者(I 状态), 通过该消费者开始扩散知识; 网络中知识稀缺者(S 状态)接收到信息, 并转化为产品知识获得者(I 状态)的概率为  $\beta$ 。同时, 已经获得产品知识的消费者也可能遗忘该知识, 即以  $\gamma$  的概率转化为产品知识稀缺者(S 状态)。假设  $t$  时刻系统中处于 S 状态、I 状态个体的比例分别为  $s(t)$ 、 $i(t)$ 。在消费者网络中,  $\beta$  表示产品知识拥有者扩散知识的概率,  $\gamma$  表示接收者遗忘的概率, 则  $1 - \gamma$  表示接收并记忆产品知识的概率。一般而言, 产品知识扩散取决于发送方的发送意愿和接收方的接收意愿。本研究中, 发送概率  $\beta$  越大且接收概率  $1 - \gamma$  越大, 产品知识的扩散效果越好。

本文使用 Matlab7.1 软件进行仿真。首先, 计算出  $WCR$  值, 根据其大小对节点进行排序。按照新的排序选择依次节点, 每次设置一个节点为初始产品知识拥有者(I 态), 即设置初始时刻 I 态消费者为 1 人。为了对比  $\beta > \gamma, \beta = \gamma, \beta < \gamma$  三种情况下的扩散效果, 且为了使扩散速度易于观察, 分别设置参数  $\beta = 0.03$  和  $\gamma = 0.01$ ,  $\beta = 0.03$  和  $\gamma = 0.03, \beta = 0.01$  和  $\gamma = 0.03$ 。每次扩散过程循环 100 遍(该数值为自行设定), 求得网络中最终 I 态节点比例的 100 遍结果平均值, 并绘制 I 态节点比例随扩散时间变化趋势图(见图 2)。

在 E 网络中, 节点 157 和 340 分别是  $WCR$  中排序第一和最后的节点。通过观察扩散图发现, 相比于排序靠后的节点,  $WCR$  排序靠前的节点可以更快的速度使网络中 I 态的节点达到稳态。随着  $\beta/\gamma$  的增加, 产品知识的扩散速度会加快, 网络中 I 态的节点达到稳态所需的时间更短。

### 5.2 节点重要性与产品知识扩散相关性分析

一般而言, 相关性是比因果性更普适的概念, 因果

是相关的特例,在实际的商业大数据计算中单纯相关性的运用就已带来了巨大的经济价值<sup>[24]</sup>。由于节点评价算法结果的比较并不能证明传统中心性算法和WCR算法哪个更有效,需要通过指标与扩散效果之间的相关性进行进一步研究。分别以度数中心性、中间中心性、接近中心性和WCR指标研究评价指标与产品扩散效果之间的关系。分析图2发现,当 $\beta = 0.01$ 和 $\gamma = 0.03$ 时,第5步到第20步之间的扩散变化效果易于观察,且在第20步之前感染节点的比例已经接近100%。故将参数设定为 $\beta = 0.01$ 和 $\gamma = 0.03$ ,将扩散观察设定为第 $S_5$ 、 $S_8$ 、 $S_{10}$ 、 $S_{15}$ 、 $S_{20}$ 步。

样本通过仿真获取,相关系数表包括3个方面:指

标相关性(表2左上角)、节点扩散效果相关性(表2右下角)、指标与扩散效果相关性(表2左下角)。第一,观察每个节点不同指标计算结果的相关性。建立 $n \times 4$ 矩阵,保存计算出的767个节点的DC、BC、CC、WCR值。因此,样本共有767条,每条样本共有4个指标;第二,构建 $n \times 5$ 矩阵,存储对于网络中 $n$ 个节点在第 $S_5$ 、 $S_8$ 、 $S_{10}$ 、 $S_{15}$ 、 $S_{20}$ 步时,感染节点的比例。该计算进行了100次,最终得到100次仿真中每个节点在这5个时间节点的平均感染比例。因此,样本量为767条,每个样本有5个指标;第三,指标与扩散效果之间的相关性,样本来自以上两个样本的结合,共767条,每个样本均有9个指标。

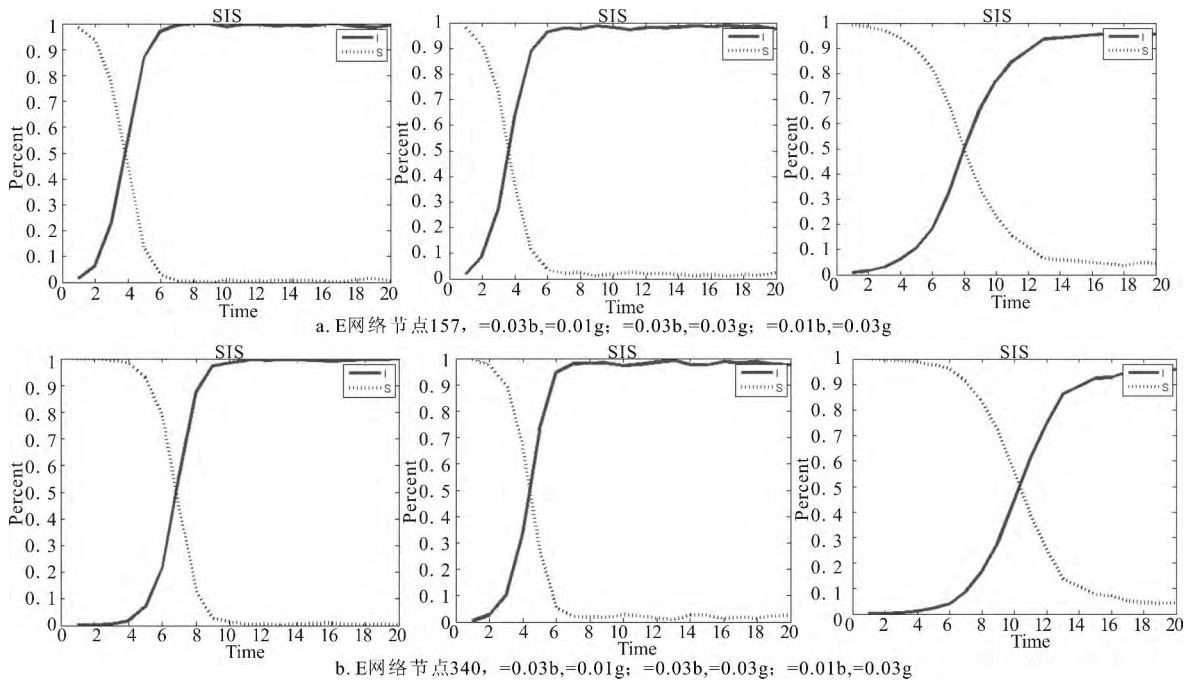


图2 消费者网络产品扩散效果演化

表2 网络节点重要性及产品知识扩散相关系数

评价算法	评价算法				知识扩散					
	DC	BC	CC	WCR	$S_5$	$S_8$	$S_{10}$	$S_{15}$	$S_{20}$	
评价算法	DC	1								
	BC	0.938**	1							
	CC	0.950**	0.932**	1						
	WCR	0.974**	0.880**	0.957**	1					
知识扩散	$S_5$	0.421**	0.370**	0.419**	0.438**	1				
	$S_8$	0.425**	0.375**	0.397**	0.421**	0.186**	1			
	$S_{10}$	0.408**	0.352**	0.393**	0.418**	0.150**	0.146**	1		
	$S_{15}$	0.247**	0.197**	0.231**	0.258**	0.131**	0.123**	0.101**	1	
	$S_{20}$	0.087*	0.071*	0.096**	0.090*	0.031	0.040	0.119**	0.048	1

\*\*和\*分别表示双侧检验显著性水平为0.01和0.05。表格内为相关系数

通过相关性分析发现,E网络中WCR与 $S_5$ 的相关系数为0.438,且在0.01的水平上显著,相关系数高于其它网络中心性指标。通过评价算法与知识扩散相关性研究,发现网络节点重要性及产品知识扩散显著相关。本研究构建的WCR算法优于传统中心性指标,而接近中心性和度数中心性优于中介中心性,这也支撑

了WCR算法构建中使用接近中心性的合理性。

## 6 结语

本文提出了将社会网络中心性与PageRank方法相结合的消费者网络节点价值评价指标构建方法。通过消费者信任网络构建消费者网络矩阵,运用相似性

函数对评价算法的相似性进行了讨论, 基于 SIS 扩散模型研究了不同节点的产品知识扩散效果, 以及节点重要性与产品知识扩散的相关关系。研究发现, 消费者网络具有较高的集聚系数和较短的平均最短路径长度, 且节点度服从无标度分布。通过相似性函数对不同算法进行比较, 发现度数中心性、中介中心性、接近中心性、WCR 等指标在节点价值评价上具有总体一致性。同时, 网络节点重要性与产品知识扩散显著相关, WCR 算法最优, 其次是接近中心性和度数中心性。

随着越来越多的商家意识到消费者网络对产品扩散的重要性, 消费者网络关键用户识别已成为商家营销实践中的重要工作。在消费者网络中, 那些重要个体具有较强的产品知识扩散能力, 营销人员应设计相应的激励机制鼓励这些消费者对企业的产品知识进行扩散。随着大数据技术在电子商务领域的广泛应用, 未来可探索在消费者网络节点重要性评价算法基础上, 实现对不同重要性用户的差异化定价。

#### 参考文献:

- [1] 姚灿中, 杨建梅. WEB2.0 大众生产社区的舆情传播路径特征分析[J]. 计算机工程与应用, 2012, 48(30): 83-88.
- [2] FADER P S, WINER R S. Introduction to the special issue on the emergence and impact of user-generated content[J]. Marketing Science, 2012, 31(3, SI): 369-371.
- [3] AHRENS J, COYLE J R, STRAHILEVITZ M A. Electronic word of mouth the effects of incentives on e-referrals by senders and receivers[J]. European Journal of Marketing, 2013, 47(7, SI): 1034-1051.
- [4] 任卓明, 邵凤, 刘建国, 等. 基于度与集聚系数的网络节点重要性度量方法研究[J]. 物理学报, 2013, 62(12): 522-526.
- [5] 张琨, 李配配, 朱保平, 等. 基于 PageRank 的有向加权复杂网络节点重要性评估方法[J]. 南京航空航天大学学报, 2013, 45(3): 429-434.
- [6] 肖连杰, 吴江宁, 宣照国. 科研合作网中节点重要性评价方法及实证研究[J]. 科学学与科学技术管理, 2010(6): 12-15.
- [7] BRUCKS M. The effects of product class knowledge on information search behavior[J]. Journal of Consumer Research, 1985, 12(1): 1-16.
- [8] MARKUS H, JEANNE S, RICHAD M L. Role of the self-concept in the perception of others[J]. Journal of Personality and Social Psychology, 1985, 49(6): 1494-1512.
- [9] MOORMAN C, DIEHL K, BRINBERG D, et al. Subjective knowledge, search location, and consumer choice[J]. Consumer Research, 2004, 31(12): 673-680.
- [10] SWAMINATHAN V. The impact of recommendation agents on consumer evaluation and choice; the moderating role of category risk, product complexity, and consumer knowledge[J]. Journal of Consumer Psychology, 2003, 13(1/2): 93-101.
- [11] ALBA J W, HUTCHINSON J W. Dimensions of consumer expertise[J]. Journal of Consumer Research, 1987(13): 411-454.
- [12] 罗晓光, 孙艳凤. 创新扩散网络结构与创新扩散绩效关系研究[J]. 科技进步与对策, 2015, 32(8): 1-6.
- [13] KATONA Z, ZUBCSEK P, SARVARY M. Network effects and personal influences; diffusion of an online social network[J]. Journal of Marketing Research, 2011, 48(3): 425-443.
- [14] 赵建彬, 景奉杰. 基于心理所有权的网络嵌入对在线品牌社群公民行为的影响研究[J]. 管理学报, 2015, 12(2): 276-283.
- [15] 赫南, 李德毅, 涂文燕, 等. 复杂网络中重要性节点发掘综述[J]. 计算机科学, 2007, 34(12): 1-5, 17.
- [16] PAGE L, BRIN S, MOTWANI R, et al. The pagerank citation ranking; bringing order to the web[EB/OL]. <http://ilpubs.stanford.edu/8090/422>, 2015-10-20.
- [17] 樊治平, 孙永洪. 知识共享研究综述[J]. 管理学报, 2006, 3(3): 371-378.
- [18] WATTS D J. The new science of networks[J]. Annual review of sociology, 2004, 30: 243-270.
- [19] KIM B J, TRUSINA A, HOLME P, et al. Dynamic instabilities induced by asymmetric influence; prisoners' dilemma game in small-world networks[J]. Physical Review E, Statistical, Nonlinear, and Soft Matter Physics, 2002, 66(2 Pt 1): 021907.
- [20] 刘建国, 任卓明, 郭强, 等. 复杂网络中节点重要性排序的研究进展[J]. 物理学报, 2013, 62(17): 9-18.
- [21] 庄新田, 黄玮强. 基于消费者网络的金融创新扩散研究[J]. 管理科学学报, 2009, 12(3): 132-141.
- [22] 蔡淑琴, 马玉涛, 王瑞. 在线口碑传播的意见领袖识别方法研究[J]. 中国管理科学, 2013, 21(2): 185-192.
- [23] 王建伟, 荣莉莉, 郭天柱. 一种基于局部特征的网络节点重要性度量方法[J]. 大连理工大学学报, 2010, 50(5): 822-826.
- [24] 何非, 何克清. 大数据及其科学问题与方法的探讨[J]. 武汉大学学报: 理学版, 2014, 60(1): 1-12.

(责任编辑: 张益坚)