

网络外部性条件下新产品扩散的赠样策略研究^①

黄玮强, 庄新田, 姚 爽
(东北大学工商管理学院, 沈阳 110004)

摘要: 在具有网络外部性新产品的赠样营销中, 所选取的最优赠样目标受到消费者购买行为和消费者网络的共同影响. 在无标度消费者网络下, 运用基于智能体的仿真研究方法, 研究新产品推广企业利用有限的产品销售量和赠样成本信息自我学习寻找最优的赠样目标. 仿真研究表明: 正网络外部性及消费者同质情形下, 在一定的临界采纳比例区域内最优赠样方案的产品扩散效果优于随机赠样方案, 该区域内网络平均度越大产品扩散的速度越快, 网络的异构程度则与产品成功扩散的难易和扩散速度无关; 消费者异质情形下, 新产品推广企业可以寻找到使产品成功扩散的最优赠样方案; 同时具有正负网络外部性时, 最优赠样方案与随机赠样方案实施效果无显著差异; 最优赠样目标平均度大于网络的平均度, 平均聚集系数处于网络平均聚集系数附近.

关键词: 新产品扩散; 网络外部性; 最优赠样; 无标度网络

中图分类号: N945.12 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-9807(2009)04-0051-13

0 引言

新产品扩散是指新产品通过某种渠道随着时间推移在社会系统成员中传播的过程^[1], 传播渠道分为大众媒体和人际关系网络. 长期以来, 基于人际关系网络的新产品扩散研究主要采用案例研究法, 并形成了许多基于网络的新产品扩散理论^[1], 如弱式链优势理论、观念领导者功能理论和结构洞理论等. 然而, 当新产品面向的是大规模的潜在消费者网络(以下称消费者网络)时, 案例研究方法已不再适用. 近年来, 在 Watts 和 Strogatz^[2]、Barabasi 和 Albert^[3]对小世界网络和无标度网络的开创性研究激励下, 人们开始考虑节点数量众多、连接结构复杂的实际网络的整体特性, 并在众多学科中掀起了研究复杂网络的热潮. 人们对来自不同领域(包括社会领域)的大量实际网络进行了广泛的实证性研究, 发现这些网络具有普遍的拓扑特征如小世界性和无标度性^[4]. 复杂网络理论为基于

大规模消费者网络的新产品扩散研究提供了理论基础. 由于获取实际的消费者人际关系数据成本极高且难以操作, 人们通常在事先假定消费者网络的拓扑特征的基础上, 运用解析或仿真计算的方法进行研究. 如 Pintado^[5]运用平均场理论, 考察了社会网络中新产品传播的临界值问题, 发现该值取决于网络的度分布及扩散机制, Janssen 和 Jager^[6]利用多智能体仿真模型从心理学角度研究了市场动力机制, 在 WS 小世界社会网络的基础上假设消费者群体具有不同偏好, 模拟新产品的采纳扩散过程, 分析消费者偏好改变及社会网络规模对产品采纳扩散的影响, Janssen 和 Jager^[7]通过构建无标度网络, 扩展了文献[6]的研究, 发现市场动力机制具有自组织特征, 并取决于消费者决策制定过程中的交流、产品特征及消费者交流的网络结构(网络规模和网络中的中枢节点). 和上述文献类似, 本文假定新产品扩散的消费者网络为无标度网络, 并运用仿真计算方法进行研

① 收稿日期: 2007-06-20; 修订日期: 2008-01-22

作者简介: 黄玮强(1982-), 男, 福建长汀人, 博士, 讲师. E-mail: hwqneu@hotmail.com

究,其中,消费者网络为新产品扩散过程中,消费者之间通过劝说、示范和交流作用形成的人际关系网络。

网络外部性是指消费者的购买决策依赖于其他消费者的购买决策^[8],常见的例子有电话、传真机、电子邮件、时尚商品等。如传真机,虽然具有打印等各种功能,但产品的主要作用是用来接收和发送传真。它的价值随着使用者个人人际关系网中,拥有同样产品的总用户数增加而增加。购买决策的这种相互依赖性受到消费者网络结构的影响。实践中,新产品推广企业(以下称企业)广泛运用赠样手段即向消费者免费提供或试用新产品来导入和促销新产品。例如,Pizza Hut公司分发了一百万份比萨饼给占美国国内市场大约1%的潜在客户,使消费者熟悉公司一种新配方的比萨饼^[9]。实证研究结果表明,赠样具有增加新产品短期销售额和长期市场份额、提高消费者品牌忠诚度和增加重复购买等作用^[10-11]。尽管赠样是种促进新产品扩散的好工具,但是赠送大量样品费用太高,企业通常选择极小部分消费者做为赠样目标。赠样的作用在于启动新产品的扩散。赠样目标采用新产品后,余下的潜在消费者由于网络外部性而采用新产品,达到通过消费者网络传播新产品的目的。消费者个人人际关系网络的差异,导致赠样目标对新产品扩散的“引爆”效果不尽相同。理论上存在使得扩散效果最好的最优赠样目标及相应的网络位置特征^②。将选取最优赠样目标的策略称为最优赠样方案。因而,企业能否识别消费者网络结构的特征,对于获得最优赠样方案,进而成功地推动网络外部性新产品的扩散十分关键。

无标度性是抽象的网络拓扑结构特征,它并不能提供赠样优化所需要的消费者全局网络信息。一般地,在产品扩散过程中企业可获得的惟一信息是产品的累积销售量。根据这一信息,企业不断地改变赠样方案直至最终获得最优赠样方案,这是个自我学习和优化的过程。在无标度消费者网络的前提下,本文研究企业自我学习和优化赠样方案的过程,具体包括最优赠样目标的网络位置特征;消费者网络拓扑结构与最优赠样方案下

产品扩散的关系;最优赠样与随机赠样的关系。研究采用基于智能体的仿真研究方法。

1 新产品供需双方行为分析

在新产品扩散过程中,企业根据消费者行为特征制定有针对性的营销策略是决定产品扩散成败的关键。下面将分析消费者行为及企业相应的赠样营销策略。

1.1 消费者行为分析

1.1.1 购买决策的序贯性

对新产品采纳的实证观察发现,在一般情况下,采纳都被延迟,且消费者并不同时采纳新产品。消费者的社会人际关系交流导致了采纳决策的“羊群行为”^[12]。在产品推出的初期,潜在消费者主要通过推广企业的大众媒体宣传获得关于新产品的信息。在这个阶段只有那些创新性强的消费者才会购买新产品。随着扩散的进行,和初期购买者有社会联系的第2层次潜在消费者在“口碑效应”的作用下也采纳了该新产品。接下来,与第2层次购买者有社会联系的潜在消费者受到“口碑效应”的影响成为了该新产品的第3层次消费者,如此循环反复最终社会网络中的绝大多数潜在消费者都购买了该新产品。

1.1.2 网络外部性

潜在消费者创新性的不同或新产品本身的性质都会造成购买决策的序贯性。从本质上看,购买决策的序贯性源于消费者决策的外部性,即绝大部分消费者的决策强烈依赖于人际关系网络中“邻居”的决策。两种情况会导致决策外部性的出现^[13]:第一,潜在消费者缺乏关于新产品评价的可靠信息,同时已采纳消费者拥有产品评价的私人信息。前者根据其人际关系网络中已购买“邻居”的评价或决策做出自己的购买决策。第二,消费者对新产品的评价主要不是产品本身的性能或品质,他们看重的是其人际关系网络中已购买该产品的消费者数量多少。前一种情况源于消费者具有不同的创新性,先期采纳者具有较强的创新性,后期模仿者多数具有“保守”的购买习惯。后

② 位置特征指从网络拓扑统计量角度看,最优赠样目标与网络平均比较的相对水平。

一种情况产生的原因是产品本身的性质, 消费者从产品中获得的效用随着其人际关系网络中已采纳者的规模变化而变化, 比如时尚潮流商品, 通讯产品等. 本文将上述两种情况导致的决策外部性统称为网络外部性.

已有大量的文献研究具有网络外部性新产品的扩散规律. 从信息传播的角度, Banerjee^[12]研究了消费者的序贯购买决策会导致全系统个体的“羊群行为”. 关注于社会网络的局部交流和正反馈机制, Ellison^[14], Brock 和 Durlauf^[15]研究了网络外部性产品在社会网络中的不同扩散过程. 绝大部分文献研究正的网络外部性, 即消费者购买产品的效用随着该产品采纳者规模的增大而增大. 然而, 有些新产品比如时尚潮流商品同时具有负的网络外部性. 在这类产品扩散的初期, 主要是正的网络外部性控制消费者的购买行为. 当消费者人际关系网络中已采纳“邻居”数量逐渐增大时, 该新产品从时尚商品演变成普通商品. 此时, 消费者购买该产品的效用会随着产品采纳者规模的增大而减小. Cowan, Cowan 和 Swann^[16]考虑了负的网络外部性, 但是该文并没有考虑社会网络拓扑结构的影响. 本文所指的网络外部性同时包含正负网络外部性.

1.2 企业的赠样营销策略

赠样营销是种有效的新产品促销手段, 它所起的作用是激活一部分潜在消费者, 然后通过消费者之间的人际关系交流达到产品深层次扩散的目的. 赠样营销尤其适用于具有网络外部性的新产品扩散. Jain 等^[17]运用 Bass 模型研究了耐用新产品赠样比例的优化问题. 对于重复采购的非耐用品, Heiman 等^[18]提出种连续赠样策略, 扩散过程每个阶段都赠送一定数量新产品给消费者. 以上文献研究对象是传统消费品, 并且没有考虑潜在消费者的人际关系网络结构. 段文奇等^[19]研究了复杂社会网络结构下具有网络效应新产品的 Hub 赠样策略. 该赠样策略简单, 比随机赠样效果更好, 但是 Hub 赠样策略需要事先了解目标消费者网络全局信息, 在此基础上才能识别出处于 Hub 位置的消费者. 一般地, 由于消费者网络十分复杂, 企业最多仅能获得该网络的局部信息, 从而

限制了 Hub 赠样策略的实际应用.

由于赠样营销成本较高, 在正常的预算费用下企业仅能够选取部分潜在消费者作为赠样目标^③. 赠样目标对产品扩散的引导作用取决于潜在消费者的人际关系网络结构. 如果赠样目标处于网络中心位置, 在网络外部性的影响下它可以带动更多的消费者购买新产品, 从而形成产品采纳的正反馈机制使扩散达到良好的效果. 例如消费者网络是星形网络, 那么处于中心顶点位置的消费者是最优的赠样目标. 规则消费者网络中每个顶点位置对称, 不存在最优的赠样目标.

企业具有有限理性, 除了抽象的无标度统计特性外, 它无法知道消费者网络中具体节点(消费者)的人际关系信息, 这影响了最优赠样目标的选择. 实践中, 企业仅知道新产品的累积销售量和赠样成本. 本文在无标度消费者网络及新产品具有网络外部性的前提下, 研究企业根据有限信息自我学习, 直到最后发现最优赠样目标的过程.

2 新产品扩散模型

2.1 消费者网络

用图 $G = (V, E)$ 表示消费者网络, 顶点集合 V 代表所有消费者, 边集 E 代表消费者之间的人际关系. 假设网络中所有的连边是无向的(即消费者之间的影响是相互的), 并且 1 对节点之间至多存在 1 条边. 如消费者 i 和 j 相互认识则边 $e_{ij} = 1$ 反之 $e_{ij} = 0$ 本文研究的消费者网络是无标度网络, 该网络的基本拓扑统计量有:

1) 度分布 $P(k)$ 和消费者 i 有边相连的消费者集合 Γ_i 构成 i 的所有人际关系, 将该集合中的人数 k_i 称为 i 的度. 消费者 i 度的大小反映了有多少“熟人”影响其购买决策. 无标度性^[3]是指网络中消费者的度分布具有幂律函数形式 $P(k) \propto k^{-\gamma}$, 结构参数 γ 的大小刻画了网络中消费者异构程度, γ 越大, 网络异构程度越高. 异构程度高说明网络中少数消费者与其他消费者有很多交互, 大部分消费者之间作用很少, 反之一般消费者有更多交互.

③ 一般地, 赠样规模占潜在消费者总数的 1%—5%, 下文的仿真研究将赠样比例选定为 3%.

现实中, 由于身份、社会地位和经历的不同, 每个消费者的“熟人”数量也会存在差异. 无标度性实质上反映了网络个体度分布的非均匀性, 符合现实情况.

2) 网络平均聚集系数 C Γ_i 集合中存在的最大可能连边数为 $k_i(k_i - 1) / 2$ 实际具有的连边数与最大连边数之比称为消费者 i 的聚集系数. 网络中所有消费者的平均聚集系数称为该网络的平均聚集系数, 它所衡量的是“消费者网络有多密”. 平均聚集系数等同于社会网络分析中的沟通相近度^[1], 后者指网络中有关联的两个消费者的个人沟通网络在多大程度上叠加.

2.2 消费者购买决策规则

产品本身的性能和人际关系网络中已采纳者的数量共同决定了消费者对产品的效用评价, 后者在具有网络外部性的新产品评价中尤为重要. 假设产品本身性能给消费者 i 带来的效用为 U_{i0} , 在产品扩散过程中 U_{i0} 保持不变. 因此, 消费者主要依据其人际关系网络中已采纳者的数量来决定是否购买网络外部性新产品^④. 下面所指的消费者 i 对产品的效用评价可以理解为加上 U_{i0} 之后的总效用评价.

无标度网络中每个消费者的人际关系网络规模差异较大. 为了使消费者之间在网络层面上具有可比性, 假设消费者的购买决策取决于人际关系网络中已采纳者的比例. 网络中所有潜在消费者根据当前各自的“邻居”已采纳者比例做出是否购买的决策, 直到该网络中所有消费者的状态不发生改变为止, 将这段时间记为一个采纳周期. 在采纳周期 t 消费者 i 人际关系网络中已采纳者的数量为 $a_i(t)$, 采纳者比例 $r_i(t) = a_i(t) / k_i$, 用 $s_i(t)$ 表示消费者此时的采纳状态, $s_i(t) = 1$ 表示已采纳, $s_i(t) = 0$ 表示未采纳. 定义如下:

1) 产品效用评价函数 $U(r)$ 消费者对新产品的效用评价是产品本身性能和人际关系网络中已采纳者比例的函数. 假设产品本身性能给消费者带来的效用不变, 那么已采纳者比例 r 的变化决定了产品效用评价的变化. 记消费者做出购买决策所需要的最低产品效用评价值为 U_0 .

2) 正、负网络外部性 正网络外部性是指

函数 $U(r)$ 随着 r 的增大而增大, $U(r)$ 是 r 的减函数时则称为负网络外部性.

3) 临界采纳比例 r^b 效用评价达到 U_0 时所需要的最低人际关系中已采纳者比例.

4) 临界超采纳比例 r^f 存在负网络外部性时, 如果人际关系中已采纳者比例 $r > r^f$, 则已采纳者会放弃使用而未采纳者将不会采纳新产品, 一般地有 $r^f > r^b$.

5) 同(异)质消费者 如果新产品的所有潜在消费者具有相同的临界(超)采纳比例, 则称他们为同质消费者, 反之为异质消费者.

在产品扩散的整个阶段, 消费者存在如下的采纳状态改变过程.

1) 初次购买

在新产品推出的前期, 由于正的网络外部性, 消费者 i 对产品的效用评价 $U_i(r)$ 随着 r 的增大而增大. 如果在采纳周期 t_b 未采纳者 i 人际关系中已采纳者比例 $r_i(t_b) > r_i^b$ (r_i^b 为消费者 i 的临界采纳比例), 那么消费者实现产品的首次购买, 此时有 $s_i(t_b) = 1$ 在同时考虑负网络外部性时, 促使消费者实现首次购买的已采纳者比例还应满足 $s_i(t_b) < r^f$.

2) 放弃使用

如果消费者的购买决策同时具有正负网络外部性, 那么在产品扩散的后期会出现负的网络外部性. 此时随着已采纳邻居比例的增大, 消费者 i 从产品获得的效用反而会减小. 如果在采纳周期 t_f 已采纳者 i 人际关系中已采纳者比例 $r_i(t_f) > r_i^f$ (r_i^f 为消费者 i 的临界超采纳比例), 那么消费者会放弃使用该新产品, 此时有 $s_i(t_f) = 0$ 同时假设消费者一旦放弃使用就会转向采纳其他的产品而不会重新采纳该产品(当 $t > t_f$ 时 $s_i(t) = 0$). 综上有 $t_f > t_b$, $r_i^f > r_i^b$.

图 1 和图 2 分别是仅存在正网络外部性和同时具有正负网络外部性时, 消费者对产品的效用评价和其人际关系网络中已采纳者比例函数关系示意图. 下面的仿真研究将分别考虑消费者具有同质和异质性, 其购买决策只有正网络外部性和

④ 当存在负网络外部性时, 决定消费者购买决策的已采纳者仅指正在使用该产品的消费者, 不包括之前采纳但后来又放弃使用的那部分消费者.

同时具有正负网络外部性等情形。

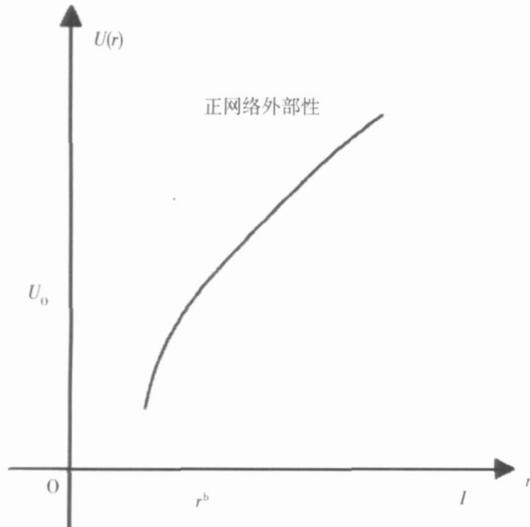


图 1 $U(r)$ 和 r 函数关系图 (正网络外部性)

Fig 1 Relationship between $U(r)$ and r with positive externality

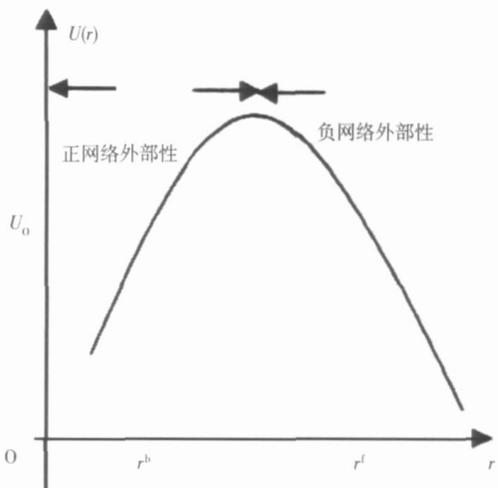


图 2 $U(r)$ 和 r 函数关系图 (正负网络外部性)

Fig 2 Relationship between $U(r)$ and r with positive and negative externality

2.3 赠样营销

企业的营销活动是为了增加产品采纳规模和加快产品扩散速度,即在最短的时间内让最多的潜在消费者购买产品。衡量一个成功的赠样方案主要依据: 1) 在特定的采纳周期后网络中的采纳者数量,这里的采纳者包括正在使用和已经放弃使用新产品的消费者。对于企业来讲,在不考虑重复购买的情况下该采纳者数量代表其新产品的总销售量。2) 赠样费用的大小。在无标度消费者网络及新产品具有网络外部性的条件下,赠样目标在消费者网络中的位置与新产品扩散的效果关系密切。然而,企业并不了解消费者具体的网络位置。企业可以通过特定时点已知的产品销售量和赠样费用信息优化赠样方案。

2.3.1 赠样方案优化学习过程

利用遗传算法的原理模拟企业赠样方案的搜寻和学习优化过程。Holland根据自然界物种“优胜劣汰”和“适者生存”的原理提出了遗传算法。下面给出基于遗传算法的赠样方案优化计算步骤。

步骤 1 初始随机选定 n 个不同的赠样方案,记为 $N(1), N(2), \dots, N(n)$ 。每个赠样方案用长度为 l 的二进制串表示,该二进串中包含 m 个 1 和 $l-m$ 个 0。长度 l 表示潜在消费者的数量,串中的每个位置分别对应具体的消费者。如果某个消

费者被选为赠样目标那么该消费者在二进串中对应的位置应为 1,反之为 0。 m 代表赠样规模,它由赠样预算费用 b 和单位赠样成本 c 所决定,并且 $m = b/c$ 。假设在产品的整个扩散期间赠样规模 m 固定不变。

步骤 2 分别采用这 n 个不同的赠样方案启动新产品的扩散。赠样方案 $N(j), j = 1, 2, \dots, n$ 实施之后,消费者根据购买决策规则行动。在一定的采纳周期 T (也称为训练时间)后,网络中累积采纳者数量^⑤为 $A(j), j = 1, 2, \dots, n$ 。每个赠样方案的预算费用均为 b 。

步骤 3 选择。假设单位产品的售价 p , 赠样方案的实施效果表示为企业的利润 $\Pi(j) = p \times A(j) - b, j = 1, 2, \dots, n$ 。这 n 个方案的平均利润为 Π_{average} , 最大值为 Π_{max} 。记与 Π_{max} 相应的赠样方案为 N_{max} 。根据各赠样方案实施效果运用确定式采样选择算法 (deterministic sampling)^[20], 从父代赠样方案中选择实施效果较好的作为子代赠样方案 (规模仍然为 n , 但可能存在相同的赠样方案)。

步骤 4 交叉。对步骤 (3) 产生的子代赠样方案 $N(j), j = 1, 2, \dots, n$ 按如下算法执行交叉操作,其中交叉概率为 p_{cross} 。

⑤ 该累积采纳者数量包括 m 个赠样目标。

①产生两个长度为 l 的二进制串 N_1 和 N_2 ，二进制串中的每个位置设定为 0 初值；

②随机选取两个子代赠样方案 $N'(j_1)$ 和 $N'(j_2)$ ，如果它们在 a 个共同的位置上取值都为 1，那么将步骤 A 产生的两个二进制串中相应的位置赋值为 1；

③考虑子代赠样方案中剩余的 $m - a$ 个 1 位置，产生一个 $[0, m - a - 1]$ 区间内的整数随机数 C_{cross} ，将 $N'(j_1)$ 中的前 C_{cross} 个 1 复制到 N_1 的相应位置上，剩余的 1 复制到 N_2 的相应位置上。将 $N'(j_2)$ 中的前 C_{cross} 个 1 复制到 N_2 的相应位置上，剩余的 1 复制到 N_1 的相应位置上；

④重复 B、C 步骤，直到 np_{cross} 个子代赠样方案都完成了杂交操作，最终形成了 n 个新的子代赠样方案；

步骤 5 变异。从步骤 (4) 产生的子代赠样方案中随机选取 $n \times l \times p_{mut} / 2$ 个方案，其中 p_{mut} 表示变异概率。对这些方案中的每一个执行变异操作：在 m 个 1 位置中随机选择 1 个，将 1 变为 0；在 $l - m$ 个 0 位置中随机选取 1 个，将 0 变为 1。上述的交叉和变异算法可确保各赠样方案的赠样目标数量 (m) 在优化过程中不发生变化。

步骤 6 将经过交叉和变异操作后形成的 n 个赠样方案作为新的父代赠样方案，循环执行步骤 2、3、4 和 5。

步骤 7 比较最近连续的 5 代赠样方案，如果各代赠样方案的平均利润和利润最大值的平均差小于某个极小的阈值 ϵ (ϵ 为设定的许可精度)，那么停止优化过程，至此企业找到了最优的赠样方案 N_{max} (最后一代中的最优赠样方案)。图 3 是交叉和变异操作示意图。

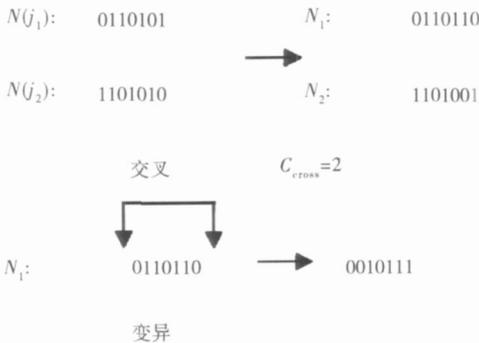


图 3 交叉和变异操作示意图

Fig 3 Example of one-preserving crossover and mutation

2.3.2 随机赠样

随机赠样指企业随机选取赠样目标。仿真研究中将随机赠样的效果与企业经过学习优化后产生的最优赠样方案的效果进行对比。方案效果的比较主要包括新产品的稳态扩散比例 (扩散深度)、达到一定的扩散比例所需要经历的采纳周期 (扩散速度) 等。

3 仿真研究过程和结果

基于智能体的仿真方法 (agent-based simulation method) 是在复杂适应系统 (complex adaptive system, CAS) 理论指导下，结合自动机网络模型和计算机仿真技术来研究复杂系统的有效方法^[21]。“复杂适应系统”理论由 Holland 提出，其核心思想是“适应性造就复杂性”即：系统主体是主动的、活的实体；主体与环境之间 (包括主体之间) 的相互影响和作用，是系统演化的主要动力；主体之间的非线性微观相互作用产生宏观的“涌现”现象。基于智能体的建模方法，将系统主体抽象为一个个智能体，通过对复杂系统中的基本元素及其之间的交互的建模与仿真，可以将复杂系统的微观行为和宏观“涌现”现象有机地结合到一起，是种自顶向下分析、自底向上综合的有效建模方式。它正体现了复杂系统研究中微观分析与宏观综合相结合、还原论与整体论相结合的基本方法^[22]。

网络外部性条件下的新产品扩散中，企业 (外部环境) 选择赠样目标、消费者购买决策的非线性相互影响、消费者的微观采纳行为产生宏观的产品扩散等，这些特征表明该产品扩散系统是一个复杂适应系统。下面将运用基于智能体的仿真方法对产品扩散系统进行建模计算，其中的智能体就是消费者。

3.1 外生仿真参数设计

(1) 消费者网络规模 (潜在消费者总数) 为 1 000

(2) 优化学习过程中每代赠样方案的数量 $n = 50$ 各方案的优化训练时间 $T = 15$ (采纳周期)，各方案赠样目标数量 $m = 30$

(3) 根据 Schaffer 关于遗传算法参数设定的建议，交叉概率 $p_{cross} = 0.6$ 变异概率 $p_{mut} = 0.001$

为确保结论的可靠性, 随机产生 20 个具有特定结构参数的网络, 最终结果是对这 20 次仿真结果的平均。由于初始的 n 个赠样方案是随机产生的, 因此对应于 20 次不同仿真的初始方案也是不同的。无标度消费者网络通过 Pajek1.7 产生, 消费者网络上的新产品扩散过程模拟包括方案的优化学习通过 Matlab7.2 编程实现。

3.2 购买决策仅存在正网络外部性情形

这里仅考虑消费者对新产品的效用评价随着其人际关系中已采纳者比例的增大而增大, 不存在由于负网络外部性导致的消费者放弃使用新产品的情况。在这个前提下分别考虑消费者具有同质和异质性的情况。

3.2.1 同质消费者

网络中的消费者具有相同的临界采纳比例 r^b 。运用给定的赠样方案在特定的消费者网络上进行新产品扩散, 如果稳态采纳比例达到潜在消费者总数的 90% 以上, 则认为该方案是成功的赠样方案。仿真研究结果表明, 在初始的赠样目标数量一定 ($m = 30$) 的情况下, 无论是最优赠样还是随机赠样, r^b 越大稳态采纳比例越低。记使得赠样方案为成功方案的最大临界采纳比例为 r_{\max}^b 。

1) 具有固定无标度结构参数、不同平均度的网络扩散

仿真参数^⑥: $\gamma = 3$ 网络平均度 $\langle k \rangle = 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10$

① 最大临界采纳比例 r_{\max}^b 分布

图 4 是具有不同平均度消费者网络下的最优赠样和随机赠样 r_{\max}^b 分布图。由于缺乏足够的新产品评价信息以及产品采纳后风险的不确定性, 消费者对新产品存在一定的“抵制”。消费者的临界采纳比例越大, 表明他们对新产品的“抵制”程度越强, 需要更多的已采纳邻居个体来激发自己的采纳决策。在同一网络下, 图 4 中 A 区域的消费者临界采纳比例大于 B 区域, B 区域大于 C 区域。在 A 区域, 初始的赠样目标数量 (30) 一定的情况下, 无论是最优赠样还是随机赠样都无法实现新产品的成功扩散。在 C 区域, 由于消费者具有较低的临界采纳比例, 最优赠样和随机赠样都可以实现产品的成功扩散。A 和 C 区域中, 最优赠样和随

机赠样“完全混同”, 只有在 B 区域才能体现企业的优化学习效果。如果消费者的临界采纳比例处于 B 区域内, 那么企业可以运用销售量和赠样成本信息自我学习形成最优的赠样方案, 该方案可以实现随机赠样所不能达到的新产品的成功扩散。因此将 B 区域称为最优赠样和随机赠样的“完全分离”区域。

从图 4 中可以看出, 随着消费者网络平均度的增大 (除 $\langle k \rangle = 2$ 外), 最优赠样方案的最大临界采纳比例有减小的趋势。这是因为消费者的平均人际关系数量越多, 其达到特定临界采纳比例所需要的已采纳邻居数量越多。在初始赠样目标数量有限的情况下, 平均度越大越不易实现新产品的成功扩散。

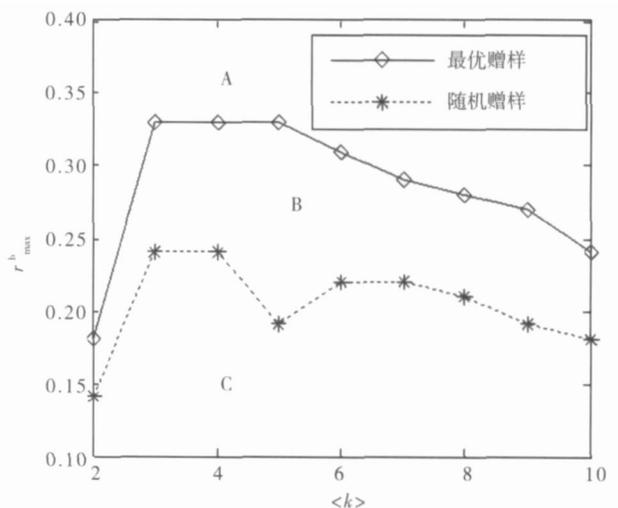


图 4 最优和随机赠样最大临界采纳比例

Fig. 4 Maximal critical adoption rate of optimized and random sampling

② “完全分离”区域内的新产品扩散

为进一步了解最优赠样和随机赠样方案下的新产品扩散特点, 下面研究当消费者的临界采纳比例处于“完全分离”区域时两种方案下的新产品扩散。图 5 为在具有不同平均度 $\langle k \rangle = 3, 5, 7, 9$ 的网络下, 当消费者的临界采纳比例等于最优赠样方案的最大临界采纳比例时, 两种方案下的新产品扩散曲线图。仿真研究结果表明当临界采纳比例取 B 区域内的其他值、网络的平均度 $\langle k \rangle = 2, 4, 6, 8, 10$ 时两方案下的新产品扩散

^⑥ 现实网络一般是稀疏网络即实际存在的连边远小于最多可能存在的连边。由于仿真研究中网络规模为 1 000 较小的平均度可确保构建的消费者网络为稀疏网络。

具有类似于图 5 的特征,篇幅起见不再赘述.

从图 5 可以看出,最优赠样方案下新产品扩散的稳态采纳比例均超过 90%, 实现成功扩散. 各网络下产品扩散的速度有所差异, 随着网络平均度的增大产品扩散达到稳态采纳比例所需要的采纳周期数减小, 即产品扩散的速度增大. 这是因为当临界采纳比例小于最大临界采纳比例时, 消

费者的平均人际关系数量越大, 越有利于加强购买决策的“正反馈”效应.“正反馈”效应越强, 产品扩散的速度则会越快. 在同样的参数条件下, 随机选取赠样目标则无法实现产品的成功扩散. 从图 5 可以看出, 随机赠样方案下产品的累积采纳者数量仅仅在开始的 1 个采纳周期内有微小的上升, 之后便保持于较低的水平.

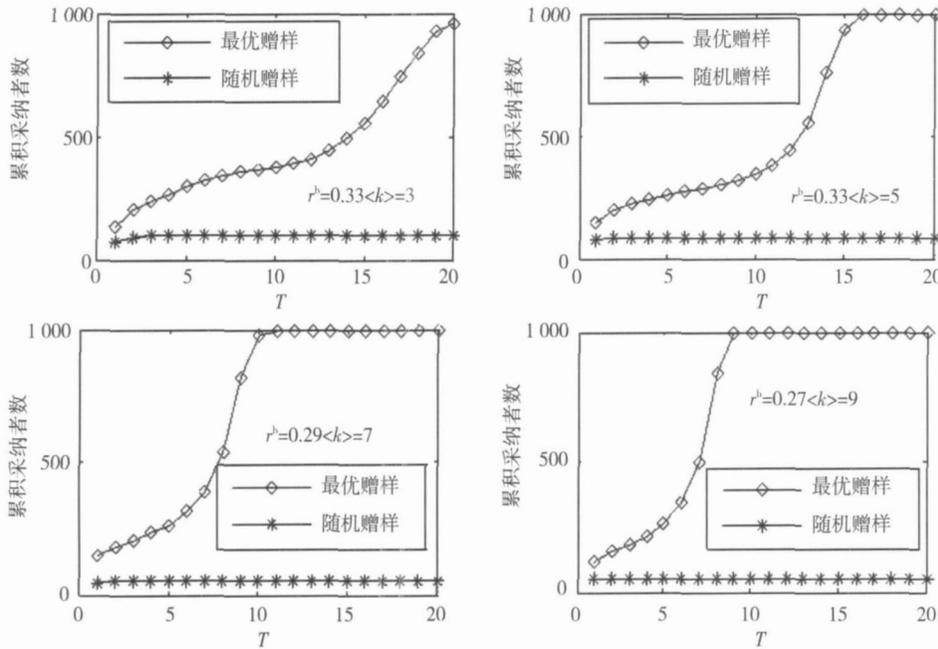


图 5 最优和随机赠样方案下新产品扩散曲线图

Fig 5 New product diffusion curves under optimized and random sampling

③ 最优赠样目标的网络位置特征

上面的分析可知, 在“完全分离”区域内最优赠样方案的实施效果要好于随机赠样方案. 下面分析最优赠样目标的网络位置特征. 图 6 是当临界采纳比例为最优赠样方案的最大临界采纳比例时, 网络中所有消费者和赠样目标的平均度关系图. 临界采纳比例为“完全分离”区域内的其它值时具有类似的结果, 篇幅起见不再赘述. 从图中可以看出, 在具有不同平均度的网络中, 最优赠样目标的平均度大于所有消费者的平均度. 在无标度网络中具有较大度的消费者是网络中的“中枢”节点, 在社会学意义上他们是群体中的“观念领导者”对周围的人群具有较大的影响力. 因此, 具有较大度的赠样目标是实现产品成功扩散的最优选择. 该结论映证了段文奇等人^[20]提出的在无标度消费者网络中“Hub”赠样策略要好于随机赠样策略. 与其不同的是本文不是直接选取“Hub”

消费者而是通过企业的自我学习机制搜寻最优的赠样目标. 由于消费者网络位置特征的预先未知性, 本文的方法更具有操作性.

图 7 是最优赠样目标与网络中所有消费者的平均聚集系数关系图. 从图中可以看出, 随着网络平均度的变化, 最优赠样目标的平均聚集系数围绕网络平均聚集系数波动, 它们之间的差异不大. 该结论解释如下: 消费者的聚集系数反映其人际网络的紧密性, 聚集系数越大消费者“嵌入”于局部网络的程度越强同时与局部网络外的联系也会越少; 相反如聚集系数越小, 虽然此时消费者和局部网络外的联系有所增加, 但其所处的局部网络结构会过于松散. 在网络中, 最优赠样目标应该能够平衡局部网络内外的联系, 使得其对人际网络中其它消费者的购买决策产生最大的有利影响. 因此, 最优赠样目标的平均聚集系数会处于网络平均聚集系数附近.

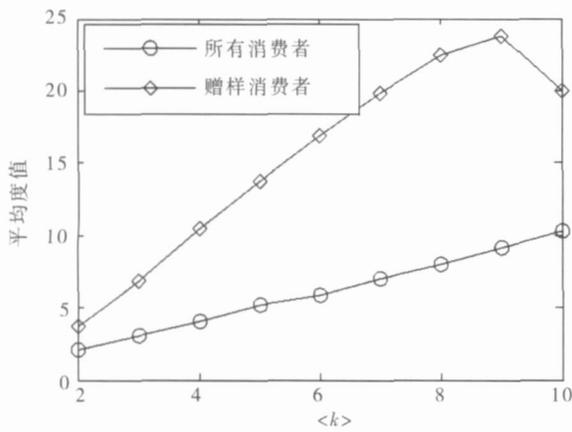


图 6 所有和最优赠样消费者平均度关系图

Fig.6 Average degree of all consumers and optimized sampling targets

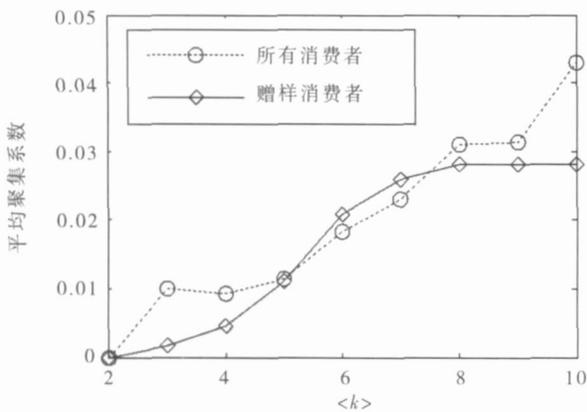


图 7 所有和最优赠样消费者平均聚集系数关系图

Fig.7 Average clustering coefficient of all consumers and optimized sampling targets

2) 具有固定平均度、不同无标度结构参数的网络扩散

仿真参数: $\langle k \rangle = 20$ $\gamma = 3 \ 3 \ 5 \ 4 \ 4 \ 5 \ 5 \ 5 \ 5 \ 6$

① 最大临界采纳比例 r_{max}^b 分布

图 8是具有不同无标度结构参数消费者网络下的最优赠样和随机赠样 r_{max}^b 分布图。无标度结构参数 γ 反映了网络的异构程度,其值越大网络异构程度越大。和图 4一样, A 和 C 区域是最优赠样和随机赠样的“完全混同”区域, B 区域是两方案的“完全分离”区域。从图 8可以看出,不同异构程度的消费者网络具有相同的最优赠样方案最大临界采纳比例 ($\gamma = 3$ 除外)。这说明消费者网络的异构性不影响产品扩散的难易程度。

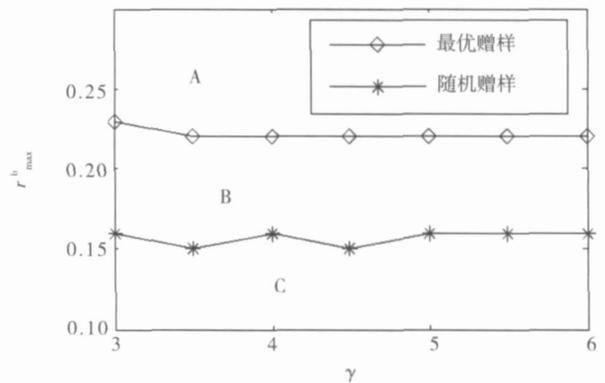


图 8 最优和随机赠样最大临界采纳比例

Fig.8 Maximal critical adoption rate of optimized and random sampling

② “完全分离”区域内的新产品扩散

当消费者临界采纳比例处于“完全分离”区域内时,最优赠样方案的扩散效果要好于随机赠样方案。图 9为在具有不同异构程度 $\gamma = 3 \ 4 \ 5 \ 6$ 的网络下,当消费者的临界采纳比例等于最优赠样方案下的最大临界采纳比例时,两种方案的新产品扩散曲线图。研究结果表明当临界采纳比例取 B 区域内的其它值,网络无标度结构参数 $\gamma = 3 \ 5 \ 4 \ 5 \ 5 \ 5$ 时两方案的产品扩散类似于图 9 不再赘述。

从图 9可以看出,最优赠样方案均实现了产品的成功扩散。各网络下的产品扩散速度差异不显著,累积采纳者数量均在第 10 个采纳周期左右达到了稳定状态。该结论表明在平均度不变的情况下,消费者网络的异构程度与新产品扩散的速度无关。另外,最优赠样方案下的产品扩散曲线呈现典型的“S”形曲线。从图中看到到网络中 50% 的潜在采纳者采纳新产品需要经历约 9 个周期,剩余的 50% 潜在采纳者只需要约 1 个周期就可全部采纳新产品。这表明新产品的扩散存在一个“爆发”临界点(此处为 50%),当累积采纳者比例达到这个临界点时可以迅速地实现产品的完全扩散。在同样的参数条件下,随机赠样无法实现产品的成功扩散,最终的累积采纳者数量相对于初始的赠样数量并无较大的上升。

③ 最优赠样目标的网络位置特征

图 10和图 11分别是当临界采纳比例为最优赠样方案的最大临界采纳比例时,网络中所有消费者和赠样目标的平均度和平均聚集系数关系图。和图 6 图 7 的结论类似,在具有不同无标度结

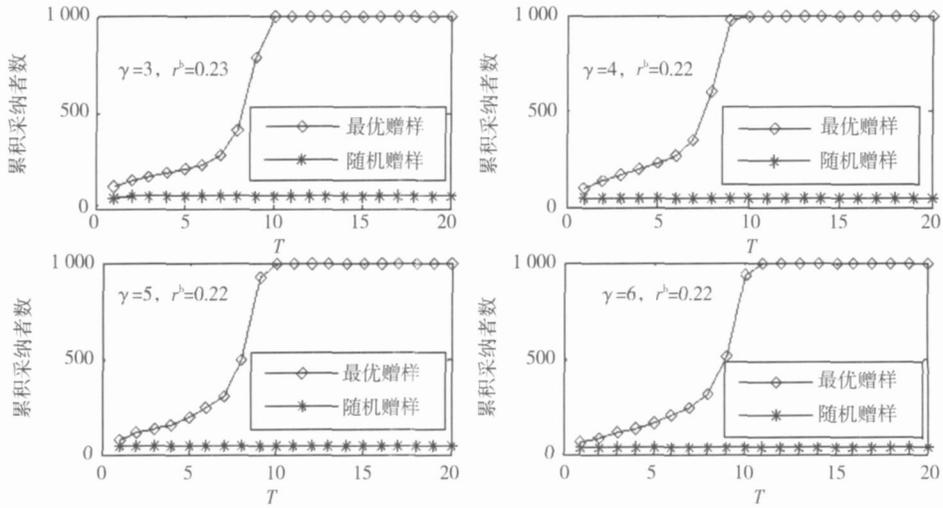


图 9 最优和随机赠样方案下新产品扩散曲线图

Fig. 9 New product diffusion curves under optimized and random sampling

构参数的网络下, 最优赠样目标的平均度大于网络的平均度, 赠样目标的平均聚集系数围绕在网络平均聚集系数附近波动.

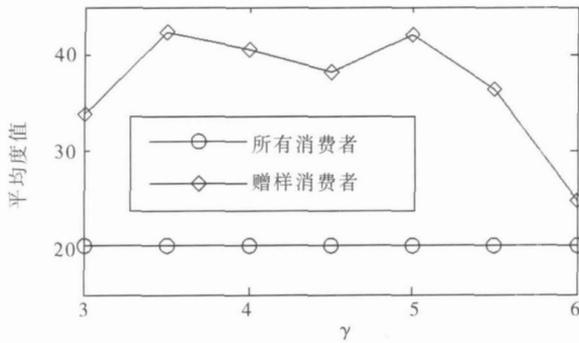


图 10 所有和最优赠样消费者平均度关系图

Fig. 10 Average degree of all consumers and optimized sampling targets

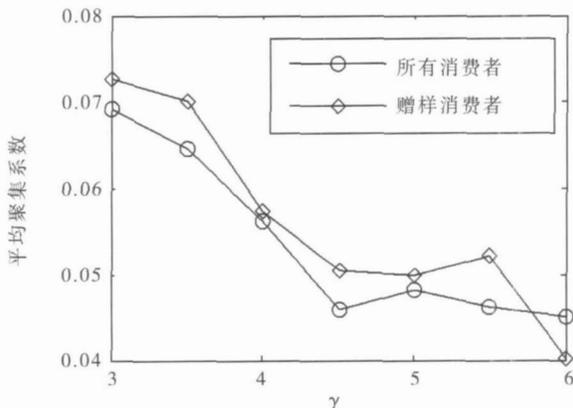


图 11 所有和最优赠样消费者平均聚集系数关系图

Fig. 11 Average clustering coefficient of all consumers

3.2.2 异质消费者

1) 具有固定无标度结构参数、不同平均度的网络扩散

根据图 4 的结论, 在具有不同平均度的消费者网络下, 企业经过优化学习后的最优赠样最大临界采纳比例为 0.3 左右. 引入消费者的异质性即他们具有不同的临界采纳比例, 并假设其服从正态分布 $r^b \sim N(0.3, 0.1)$. 图 12 是考虑消费者的异质性, 具有不同平均度的网络下分别实施最优赠样和和随机赠样方案的新产品稳态采纳数量关系图. 从图中可以看出, 最优赠样方案的稳态采纳者数量均远大于随机赠样方案, 并且前者实现了产品的成功扩散. 从扩散的速度来看, 各网络下最优赠样方案均在 20 个采纳周期内达到稳定状态.

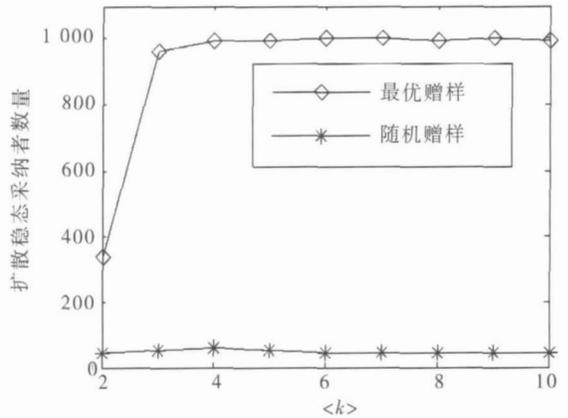


图 12 最优和随机赠样下新产品的稳态采纳数量

Fig. 12 Number of ultimate new product purchaser under optimized and random sampling

2) 具有固定平均度、不同无标度结构参数的网络扩散

根据图 8 的结论, 在具有不同异构程度的消费者网络下, 企业经过优化学习后的最优赠样最大临界采纳比例为 0.2 左右. 因此假设消费者的临界采纳比例服从正态分布 $r^b \sim N(0.2, 0.1)$. 图 13 是在具有不同异构程度的消费者网络中, 最优赠样和随机赠样方案下新产品的稳态采纳者数量关系图. 可以看出, 最优赠样方案下的产品扩散稳态采纳比例均达到了 100%, 同时随机赠样方案下产品扩散水平却较低. 各网络下最优赠样方案均在 20 个采纳周期内达到稳定状态.

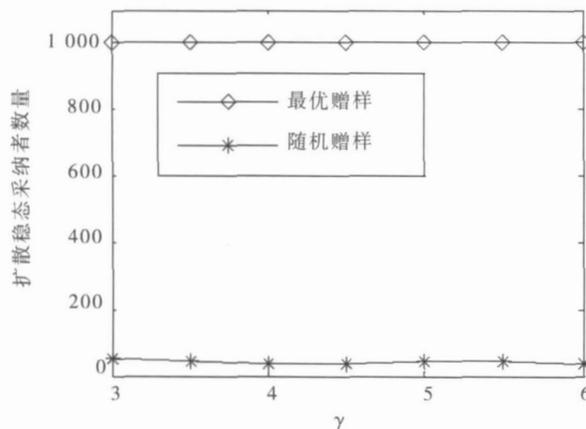


图 13 最优和随机赠样下新产品的稳态采纳者数量
Fig. 13 Number of ultimate new product purchaser under optimized and random sampling

3.3 购买决策同时存在正、负网络外部性情形

在同时存在正、负网络外部性时, 周围人际关系中已采纳者比例的初始增加会激励消费者采纳新产品. 但是, 当已采纳者比例超过临界超采纳比例时该消费者会放弃使用新产品. 假设网络中消费者的临界采纳比例服从均匀分布 $r^b \sim U[0, 0.5]$, 临界超采纳比例 $r^t = r^b + 0.5$. 临界采纳和超采纳比例之间的关系表明: 创新性强的潜在采纳者会较早地采纳某项新产品, 但是它也会较快地放弃现有的产品而转向采纳升级的或更时尚的产品.

3.3.1 具有固定无标度结构参数、不同平均度的网络扩散

图 14 是在具有不同平均度的消费者网络中最优赠样和随机赠样方案下新产品的稳态采纳者数量关系图. 从图中可以看出, 在消费者的购买决

策同时具有正、负网络外部性时最优赠样和随机赠样的稳态采纳者数量十分接近. 这种情况下的最优赠样并未体现出相对于随机赠样的优势. 不同平均度网络下最优赠样方案均未实现产品的完全扩散. 这是由于负网络外部性的存在导致部分已采纳消费者放弃使用新产品, 从而“中止”了消费者购买决策的“正反馈”机制. 潜在消费者由于这部分邻居已采纳者的“退出”而无法达到临界采纳比例. 另外随着网络平均度的增加, 最优和随机赠样稳态采纳者数量逐渐增加. 可以解释如下: 消费者的平均人际关系数量越大, 其达到临界超采纳比例所需要的已采纳者数量也相应地越多, 从而使得不利于新产品扩散的负网络外部性发生高采纳比例水平上.

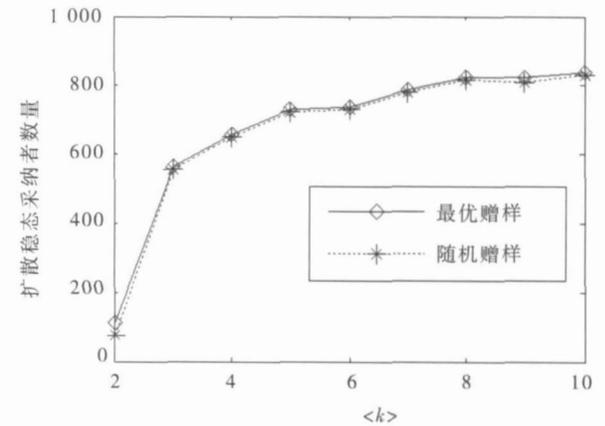


图 14 最优和随机赠样下新产品的稳态采纳者数量
Fig. 14 Number of ultimate new product purchaser under optimized and random sampling

3.3.2 具有固定平均度、不同无标度结构参数的网络扩散

图 15 是在具有不同无标度结构参数的网络中最优和随机赠样下产品的稳态采纳者数量关系图. 和图 14 的情况类似, 最优赠样和随机赠样稳态采纳者数量相差不大, 各网络 (除 $\gamma = 3$ 外) 下两种方案均实现了产品的成功扩散, 但都未达到完全扩散. 随着网络异构程度的增强, 两方案下的稳态采纳比例并未呈现显著的规律性变动. 另外仿真研究结果表明: 当消费者存在异质性以及购买决策同时具有正负网络外部性时, 各网络下的最优赠样方案目标消费者的网络位置 (度、聚集系数) 和前述同质消费者的情形类似, 不再赘述.

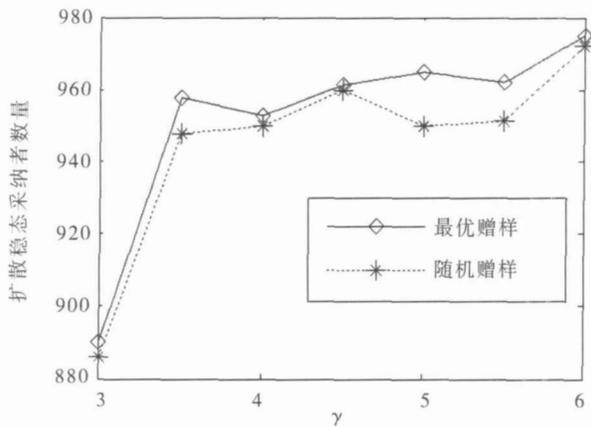


图 15 最优和随机赠样下新产品的稳态采纳者数量

Fig 15 Number of ultimate new product purchaser under optimized and random sampling

4 结 论

具有网络外部性的新产品扩散与潜在消费者的网络结构密切相关。赠样营销是种有效的新产品扩散促进工具，促进效果的好坏取决于企业能否从大量的潜在消费者中识别出最优的赠样目标。具有网络外部性的新产品扩散中，所选取的最优赠样目标受到消费者购买行为和消费者网络的共同影响。本文在无标度消费者网络下，研究企业利用有限的销售量和赠样成本信息不断地自我学习直至寻找到最优的赠样目标。研究采用基于智能体的仿真研究方法，综合考虑了具有不同拓扑结构的消费者网络、消费者的同质和异质性以及消费者购买决策的正负网络外部性等情形。研究结论包括上述不同情形下的最优赠样与随机赠样的关系、最优赠样目标的网络位置特征等。具体结论如下：

参考文献：

- [1] Rogers E.M. 创新的扩散 [M]. 北京：中央编译出版社，2002 264—321.
Rogers E.M. Diffusion of Innovations [M]. Beijing Central Compilation & Translation Press 2002 264—321. (in Chinese)
- [2] Watts D.J., Strogatz S.H. Collective dynamics of ‘smallworld’ networks [J]. Nature, 1998, 393(6684): 440—442
- [3] Barabási A.L., Albert R. Emergence of scaling in random networks [J]. Science, 1999, 286(5439): 509—512
- [4] Newman M.E.J. The structure and function of complex networks [J]. SIAM Review, 2003, 45(2): 167—256
- [5] Pinato D.L. Diffusion in complex social networks [J]. Games and Economic Behavior, 2008, 62(2): 573—590
- [6] Janssen M.A., Jager W. Fashions, habits and changing preferences: Simulation of psychological factors affecting market dy-

(1) 当消费者的购买决策仅存在正网络外部性以及消费者具有同质性时，消费者的平均人际关系数量越多，越不易实现新产品的成功扩散。在一定的临界采纳比例区域（“完全分离”）内，企业可以找到最优的赠样方案，该赠样方案下的产品扩散效果要优于随机赠样方案。“完全分离”区域内网络平均度越大产品扩散的速度越快。消费者网络的异构程度与实现产品成功扩散的难易程度和产品扩散的速度无关。

(2) 当消费者的购买决策仅存在正网络外部性以及消费者具有异质性时，企业可以找到最优的赠样方案。在具有不同拓扑结构的消费者网络中，最优赠样方案实施后的产品扩散稳态采纳者数量均远大于随机赠样方案，并且前者实现了产品的成功扩散。

(3) 当消费者的购买决策同时具有正负网络外部性时，企业所寻找到的最优赠样方案与随机赠样方案的实施效果无显著差异。由于负网络外部性的存在，最优赠样方案并不能实现新产品的完全扩散。随着网络平均度的增大，最优赠样方案下产品扩散的稳态采纳者数量逐渐增加，但网络异构程度与稳态采纳者数量不存在显著的相关关系。

(4) 最优赠样目标的平均度大于网络中所有消费者的平均度，同时目标消费者的平均聚集系数与网络平均聚集系数之间不存在显著的差异。

以上结论一方面揭示了网络外部性新产品的一些扩散规律，从而为企业的赠样营销活动提供有益的理论指导；另一方面也可以作为进一步预测和解释消费者网络的结构和扩散双方行为变化趋势的判据。

- namics[J]. *Journal of Economic Psychology*, 2001, 22(6): 745—772
- [7] Janssen M, Jager W. Simulating market dynamics: Interactions between consumer psychology and social networks[J]. *Artificial Life* 2003, 9(4): 343—356
- [8] 奥兹·谢伊. 网络产业经济学[M]. 上海: 上海财经大学出版社, 2002: 12—26
Ozshy. *The Economics of Network Industries*[M]. Shanghai: Shanghai University of Finance & Economics Press, 2002: 12—26 (in Chinese)
- [9] Whalen J. A feast of free food: Pizza hut uses events to help give away 1 million of its new pies[J]. *Advertising Age*, 1997, 68(23): 22—35.
- [10] Gedenk K, Neslin S A. The role of retail promotion in detemining future brand loyalty: Its effect on purchase event feedback[J]. *J Retailing*, 1999, 75(4): 433—459.
- [11] Bawa K, Shoemaker R W. The effects of free sample promotions on incremental sales[J]. *Marketing Science*, 2004, 23(3): 345—363.
- [12] Banerjee A V. A simple model of herd behavior[J]. *Quarterly Journal of Economics*, 1992, 107(3): 797—818.
- [13] Cowan R, Cowan W, Jonard N. Waves in consumption with interdependence among consumers[J]. *Canadian Journal of Economics*, 2004, 37(1): 149—177.
- [14] Ellison G. Learning, social interactions and coordination[J]. *Econometrica*, 1993, 61(5): 1047—1071.
- [15] Brock W A, Durlauf S N. Discrete choice with social interaction[J]. *Review of Economic Studies*, 1997, 68(4): 235—260.
- [16] Cowan R, Cowan W, Svann P. A model of demand with interactions among consumers[J]. *International Journal of Industrial Organization*, 1997, 15(6): 711—732.
- [17] Jain D, Mahajan V, Muller E. An approach for detemining the optimal product sampling for the diffusion of a new product [J]. *Journal of Product Innovation Management*, 1995, 12(2): 124—135.
- [18] Heinan A, McWilliams B, Shen ZH, *et al*. Learning and forgetting: Modeling optimal product sampling over time[J]. *Management Science*, 2001, 47(4): 532—546.
- [19] 段文奇, 陈忠, 陈晓荣. 基于复杂网络的新产品赠样目标优化策略[J]. *系统工程理论与实践*, 2006, 26(9): 77—82
Duan Wen-qi, Chen Zhong, Chen Xiaorong. Strategies of optimizing sampling targets for new products based on complex networks[J]. *Systems Engineering—Theory & Practice*, 2006, 26(9): 77—82 (in Chinese)
- [20] 周明, 孙树栋. 遗传算法原理及应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 1999: 47—48
Zhou Ming, Sun Shudong. *Genetic Algorithms: Theory and Applications*[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 1999: 47—48 (in Chinese)
- [21] 邓宏钟, 谭跃进. 多人混合博弈的仿真分析[J]. *管理科学学报*, 2002, 5(4): 77—82
Deng Hongzhong, Tan Yuejin. Simulation analysis of multi-person mixed game[J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2002, 5(4): 77—82 (in Chinese)
- [22] 成思危. 复杂科学与系统工程[J]. *管理科学学报*, 1999, 2(2): 1—6
Cheng Siwei. Complex science and system engineering[J]. *Journal of Management Sciences in China*, 1999, 2(2): 1—6 (in Chinese)

Sampling strategies for diffusion of new products with network externality

HUANG Wei-qiang, ZHUANG Xin-tian, YAO Shuang

School of Business Administration, Northeastern University, Shenyang 110004, China

Abstracts A firm often uses sampling strategy to increase the size and the speed of product diffusion. The selection of optimized sampling targets depends on consumer behaviors and interaction structure between them.

(下转第 74 页)

Behavioral operations management: An emerging research field

LIU Zuo-yi¹, ZHA Yong²

1. National Natural Science Foundation of China, Beijing 100085, China

2. University of Science and Technology of China, Hefei 230026, China

Abstract In most of the operations, such as manufacturing and services, supply chain and product research and development, people is one of the most important parts of the operating system. Human behavior may greatly affect operating system and react to management measures. On the basis of prior literature, research paradigm of traditional operations management is summarized. The definition of behavioral operations management is proposed and the combination between operations management and behavior research is investigated, and research paradigm of behavioral operations management is suggested as well. Researches focusing on the influence of human behavior where human experiment was recommended as a research method is analyzed and basic idea of future research on behavioral operations management is advanced.

Key words operations management; behavioral research; behavioral operations; assumptions; human experiment

(上接第 63页)

In this paper, we study whether firms can learn the optimized sampling targets, taking the scale-free consumer network structure into account, if only aggregate sales data and sampling budget are available. Our agent-based simulation results demonstrate, allowing for positive externality and homogenous consumers, the optimized sampling strategy has a superior diffusion effect than random sampling strategy when the critical adoption threshold lies among certain interval. In this situation, network average degree has a positive relationship with diffusion speed, while network heterogeneity has no relationship with product diffusion. For heterogeneous consumers, firms can learn the optimized sampling strategy which leads to a successful product diffusion. When negative as well as positive externalities are present, the optimized sampling strategy has no difference with random strategy. In all the aforesaid situations, the average degree of optimized sampling targets is larger than the network average degree, while the average clustering coefficient of the targets approximates that of the network.

Key words new products diffusion; network externality; optimized sampling; scale-free network