

基于消费者网络的金融创新扩散研究^①

庄新田, 黄玮强

(东北大学工商管理学院, 沈阳 110004)

摘要: 研究创新的时间扩散模式对于创新企业来说具有重要意义. 基于消费者网络的创新扩散模型, 综合考虑创新扩散数据和现实的消费者网络特征, 弥补了传统创新时间扩散模型和新兴社会网络仿真研究方法的缺陷. 对我国银行卡扩散数据进行实证研究发现: 基于消费者网络的创新扩散模型较好地拟合了样本数据; 在银行卡扩散中消费者内部的“口碑效应”发挥着重要作用; 基于消费者网络的创新扩散模型揭示了各银行卡产品所面对的不同消费者网络拓扑结构, 揭示了各产品消费者群体创新采纳的不同内部影响机制, 研究结果有益于深入了解金融创新产品扩散的内部规律及制定有针对性的营销策略.

关键词: 创新扩散; 消费者网络; 小世界网络; 银行卡

中图分类号: F062.5 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-9807(2009)03-0132-10

0 引言

创新扩散是指创新经过一段时间, 经由特定的渠道, 在某一社会系统的成员中传播的过程. 当社会经济系统中出现新观点并已具备实施条件时, 由企业将该新观点商业化进而形成创新. 现实中受环境和自身特征的影响, 各企业在创新推出的速度和时机的选择上存在差异, 这种差异导致创新在企业层次上的扩散过程. 企业层次的创新扩散研究方法主要有传统的折现现金流法 (DCF)^[1, 2] 和近年来新兴的实物期权研究法^[3, 4] 等. 这些文献以行业为背景, 研究企业的创新投资策略和扩散模式. 从纵向看, 企业采纳某项创新后进行生产经营活动进而推出创新产品. 对创新产品采纳的实证观察发现, 一般情况下采纳都被延迟, 且消费者并不同时采纳创新. 消费者创新采纳的时间差异导致了创新在消费者层次上的扩散过程, 本文主要研究的是这一层次的创新扩散.

研究创新产品的时间扩散模式对于创新者来说具有重要意义. 企业可以利用一个成功的扩散

模型对创新产品的销售进行事前预测, 从而合理地利用企业资源, 以最优的方式组织企业的生产经营活动. Bass^[5] 将创新扩散看成是“传染”过程, 最早提出创新的时间扩散模型, Bass模型成为研究创新时间扩散的基础模型. 后来的学者针对 Bass模型的一些缺陷, 在其基础上提出了包含市场变量^[6]、供给约束^[7]、竞争效应^[8]、互补产品^[9]、技术升级^[10]、时变参数^[11]、允许置换和多重购买^[12]等 Bass衍生模型. 这些衍生模型放宽了 Bass模型的一些假设, 考虑了更加符合现实的因素, 从而提高了模型的解释力和预测力. 创新产品扩散的宏观模式实质上是众多潜在消费者微观采纳模式的集合. 在信息通讯技术日益发展的今天, 潜在消费者的微观采纳行为不仅仅体现为个人行为, 而且在很大程度上受到消费者网络的影响. Bass类模型隐含的认为创新产品所面对的潜在消费者网络是全连接的, 即该网络中每两个消费者都是相互认识的, 认为消费者个人社会网络中的每个熟人 (已采纳创新产品) 对该消费者采

① 收稿日期: 2007-01-04; 修订日期: 2009-03-16.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (70371062); 高等学校博士点基金资助项目 (20060145001).

作者简介: 庄新田 (1956—), 男, 吉林四平人, 博士, 教授. E-mail: xzhuang@mail.neu.edu.cn

纳行为的影响都是相同的, 类似于传染病在人群中的扩散, 消费者只要与已采纳的熟人之一接触就会以一定概率也采纳该创新产品. 上述的 Bass 类模型对潜在消费者网络的隐含假设显然是脱离实际的.

近年来, 有大量学者在社会网络 (特别是复杂网络) 研究的基础上, 探讨了一系列基于潜在消费者网络的创新扩散问题. F. Bortje 和 Carolina^[13] 研究了社会网络中的创新传播, 企业可以从网络结构及消费者特征中获得相应的信息, 并且利用这些信息制定成功的广告战略, 结果表明该战略比传统的随机广告战略效果要好. Marco 和 W. Ander^[14] 利用多智能体仿真模型从心理角度研究了市场动力机制. 文章假设具有不同偏好的消费者群体及社会网络, 模拟新产品的采纳扩散过程, 研究消费者偏好改变及社会网络规模对采纳扩散的影响. 结果表明社会网络, 消费者偏好在解释市场动力机制方面的重要性. Marco 和 W. Ander^[15] 在文献 [14] 的基础上构建了无标度社会网络 (文献 [14] 构建的是 WS 小世界网络), 研究发现市场动力学具有自组织特征, 其取决于个体决策制定过程中的交流, 产品特征及个体交流的网络结构 (网络规模和网络中的中枢节点). Kin^[16] 构建了小世界社会网络 (类似于 WS 小世界网络), 在假设生产商追逐利润最大化及消费者同时充当生产商的销售代理的情况下, 研究在该网络上的营销动力机制. 这些文献运用复杂社会网络的研究成果, 放宽了传统 Bass 类模型对消费者网络不现实的假设. 然而这类文献基本上是事先设定消费者网络的结构, 然后运用计算机仿真的方法进行研究. 这种脱离现实数据的研究方法使得其研究成果的可靠性及可应用性受到了质疑.

Bass 类模型和基于复杂社会网络的仿真研究处于两个极端. Bass 类模型强调对现实数据的拟合, 而对创新扩散中的重要因素即潜在消费者网络做出过于严格且不符合实际的假设. 基于复杂社会网络的仿真研究, 由于方法上的特点无法通过实证的数据对结果进行检验. 基于消费者网络的创新扩散模型以潜在消费者网络为出发点, 在时间扩散模型中引入反映网络结构的参数, 并运用现实的创新采纳扩散数据来拟合模型^[17]. 不同于基于复杂社会网络的仿真研究, 该研究方法

不事先假定消费者网络结构而是通过现实的扩散数据对其进行预测. 因此, 基于消费者网络的创新扩散模型综合了上述两种研究方法的优点同时克服了它们各自的缺陷.

1 消费者网络

存在两种力量驱动创新的扩散, 一是大众媒体的宣传, 它是创新企业与消费者的直接交流; 二是“口碑效应”即潜在消费者之间通过人际关系的一种口头交流与宣传. “口碑效应”与潜在消费者网络有着密切的关系, 可以利用图来描绘一个复杂的消费者网络, 图中的节点表示消费者个体 (个人、企业等), 用节点之间的连边来表示个体之间的交流和互动, 以下是消费者网络图的一些概念:

1) 消费者网络 $G: (V, E)$: 网络中消费者集合 V 包含 N 个个体, 他们之间的连边形成边集 E . 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), 并且一对节点之间至多存在一条边. 2) 网络中节点 i 拥有的连边数 k_i 称为该节点的度, 它反映单个消费者拥有的熟人数量. 3) 连接网络中任意两个节点 (i, j) 之间所经历的最小边数称为 (i, j) 的最短距离, 所有节点对最短距离的平均为该网络的平均最短距离. 4) 记与节点 i 有直接边相连的个体集合为 Γ_i , 该集合存在的最大连边数为 $k_i(k_i - 1)/2$. 实际具有的连边数与最大连边数之比称为节点 i 的聚集系数. 网络中所有节点的平均聚集系数称为该网络的平均聚集系数.

规则网络每个节点的度相等, 从任意一个节点可以到达网络中的其它所有节点, 它同时具有大的平均聚集系数和平均最短距离. Bass 类模型所隐含的消费者网络即为规则网络. 随机网络中每两个节点以一定的概率随机相连, 它同时具有小的平均聚集系数和平均最短距离. 近年来, 研究者们通过对大量社会网络的实证研究^[18] 发现, 社会网络既不是规则网络也不是随机网络, 它同时具有大的平均聚集系数和小的平均最短距离即具有“小世界性”. Watts 和 Strogatz^[19] 介绍了构建小世界网络的方法, 他们构建的网络模型称为 WS 小世界模型. WS 小世界模型构造算法如下:

1) 从规则图开始: 考虑一个含有 N 个节点的最近邻耦合网络, 它们围成一个环, 其中每个节点都与它左右相邻的各 $\phi/2$ 个节点相连, ϕ 为偶数.

2) 随机化重连: 以概率 P_R 随机地重新连接网络中的每个边, 即将边的一个端点保持不变, 而另一端点取为网络中随机选择的一个节点. 其中规定, 任意两个不同的节点之间至多只能有一条边, 并且每一个节点都不能有边与自身相连.

随着 P_R 在 0 到 1 之间变化, 利用 WS 小世界模型构造出来的消费者网络包含规则网络、随机网络和小世界网络等具有不同随机性的网络. 由于 WS 小世界模型能反映广泛的消费者网络类型, 因此可以利用该模型来描述现实的消费者网络.

在 WS 小世界消费者网络中, 每个节点 i 具有两类邻居节点, 一是原有的规则网络中的邻居节点, 二是断键重连后的新的邻居节点. 节点 i 与原有邻居节点共属于一个“派系”, 它们关系密切并拥有共同的邻居节点. 节点 i 与新的邻居节点原属于不同的“派系”, 他们的连接 (交流) 是随机的, 因此可以将他们分别称为“亲密型”和“疏远型”邻居节点. 现实中根据交流频率和程度, 每个消费者存在不同类型的人际关系, 有些人际关系较为亲密, 有些人际关系一般. 所以 WS 小世界消费者网络可以通过不同类型的邻居节点反映现实中人际关系的类型.

2 基于消费者网络的创新扩散模型

2.1 基于消费者网络的 Bass 模型

基于消费者网络的 Bass 模型, 其基本假设不同于传统的 Bass 模型^[17]: 1) 网络中相互认识的两个消费者不一定会交流关于创新的信息; 2) 相互认识的已采纳者和未采纳者之间即使存在关于创新信息的交流, 未采纳者也不一定会采纳创新; 3) 在每个采纳时期 t 每个未采纳者仅有一次的交流机会, 这可以通过控制采纳周期的时间长度来满足该条件.

创新扩散所面对的消费网络包含 N 个潜在消费者并假定 N 恒定. n_t 代表在时期 t 的采纳者数, N_t 表示时期 t 的累积采纳者数, 定义 X_{it} 为 0-1 变量, 表示消费者 i 在时期 t 的采纳状态 ($X_{it} = 1$ 表示在时期 t 之前未采纳的消费者 i 在该时期采

纳, $X_{it} = 0$ 表示消费者 i 在时期 t 处于未采纳状态). 因此, 在时期 t 的采纳者总数 $n_t = X_{1t} + X_{2t} + \dots + X_{Nt}$, 其期望值为

$$E[n_t] = \sum_{i=1}^N E[X_{it}] = N \cdot P(X_{it} = 1) \quad (1)$$

$$P(X_{it} = 1) = P(X_{it} = 1 | i \text{ 未采纳}) \cdot P(i \text{ 未采纳}) \quad (2)$$

在 t 时期初, 随机选取的消费者 i 未采纳的概率 $P(i \text{ 未采纳}) = (N - N_{t-1})/N$. 那么在时期 t 面临采纳决策的消费者拥有两个创新信息的来源渠道: “外部影响”和“内部影响”, 前者依赖于广告宣传活动, 后者则依赖于消费者人际间的交流. 假设其受到这两种渠道信息影响的概率分别为 r 和 $1 - r$. 时期 t 未采纳的消费者 i 受到外部影响而采纳创新的条件概率 $P(X_{it} = 1 | \text{外部影响}) = p'$. 由假设 (3) 可知每一时期未采纳者只有一次的内部交流机会, 那么仅当其交流对象是已采纳者时才会对其决策产生影响, 该事件发生的概率为 $N_{t-1}/(N - 1)$. 因此, 此时的未采纳者 i 受到“内部影响”的概率 $P\{\text{内部影响}\} = (1 - r)N_{t-1}/N$, 对于大 N , N 近似等于 $N - 1$, 此处用 N 代替了 $N - 1$; 受到“内部影响”而采纳创新的概率 $P\{X_{it} = 1 | \text{内部影响}\} = q'$. 那么, 未采纳消费者 i 在时期 t 采纳创新的概率为

$$P(X_{it} = 1 | i \text{ 未采纳}) = P(X_{it} = 1 | \text{外部影响}) \cdot P\{\text{外部影响}\} + P(X_{it} = 1 | \text{内部影响}) \cdot P\{\text{内部影响}\} \quad (3)$$

将各概率代入式 (3) 得

$$P(X_{it} = 1 | i \text{ 未采纳}) = p'r + (1 - r)q'N_{t-1}/N \quad (4)$$

记 $p = p'r$ 及 $q = (1 - r)q'$, 式 (4) 化为

$$P(X_{it} = 1 | i \text{ 未采纳}) = p + qN_{t-1}/N \quad (5)$$

式 (5) 隐含条件为 $p + q \leq 1$, 联立式 (5)、式 (2)、式 (1) 得

$$E[n_t] = N \{ (N - N_{t-1})/N \} \{ p + qN_{t-1}/N \} = (N - N_{t-1}) \{ p + qN_{t-1}/N \} \quad (6)$$

式 (6) 与传统的 Bass 模型具有相同的表达式. 因此 Bass 模型可以用基于消费者网络的观点得到解释: 在一个全连接的规则网络上, 每一时期未采纳者的采纳决策受到“外部影响”或仅有一

次交流机会的“内部影响”的共同作用. 需要说明的是, 为简化分析及突出消费者网络参数信息, 本文的模型没有考虑 Bass模型的其它缺陷, 如市场变量影响、供给约束、互补和竞争产品、允许置换和多重购买等因素.

2.2 基于消费者网络的多重影响模型 (MI)

基于消费者网络的 Bass模型假设每一时期未采纳者只有一次内部交流机会, 即只受到其人际关系中的一个“熟人”的影响. 事实上每个消费者存在众多的“熟人”, 他们都会对该消费者的采纳决策产生影响. 在非全连接消费者网络上放宽 2.1 节模型中的假设条件 (3), 引入基于消费者网络的多重内部影响模型.

用 P_k 表示消费者网络中随机选取的节点 (消费者) 拥有 k 个邻居节点 (消费者的“熟人”) 的概率, 其中 $k = 0, 1, \dots, N-1$ 这些概率满足 $\sum_{k=0}^{N-1} P_k = 1$. 在采纳时期 t 刚开始时, 网络中随机选取的消费者为已采纳消费者的概率 $A_t = N_{t-1}/N$. 那么在时期 t 未采纳者由于受到多重内部影响而采纳创新概率为

$$P\{\text{受到内部影响而采纳}\} = \sum_{k=0}^{N-1} P_k \left\{ \sum_{j=0}^k C_k^j (A_t)^j (1-A_t)^{k-j} q_j \right\} \quad (7)$$

其中 j 表示未采纳者的“熟人”中已采纳者数, q_j 表示这 j 个已采纳“熟人”对该未采纳者决策的联合影响. 假设该联合影响与已采纳“熟人”的数量之间的关系为 $q_j = 1 - e^{-d \frac{j}{k}}$, 其中参数 d 大于 0 它表示消费者受到的影响随着其已采纳“熟人”比例的增加而增大, 且增大的速度递减. 为简化分析, 考虑网络中每个消费者具有相同数量的“熟人”, 即所有节点的度为 k , 则式 (7) 中 $P_k = 1$ 且 $P_j = 0 (j \neq k)$, 从而式 (7) 简化为

$$P\{\text{受到内部影响而采纳}\} = \sum_{j=0}^k C_k^j (A_t)^j (1-A_t)^{k-j} (1 - e^{-d \frac{j}{k}}) \quad (8)$$

当 $k \neq 0$ 时, 式 (8) 可写成

$$P\{\text{受到内部影响而采纳}\} = 1 - \left(1 - \frac{N_{t-1}}{N} + \frac{N_{t-1}}{N} e^{-\frac{d}{k}}\right)^k \quad (9)$$

外部影响机制与 Bass模型一致, 将式 (9) 代入式 (3) 得

$$P(X_k = 1 | i \text{ 未采纳}) =$$

$$1 + p - \left(1 - \frac{N_{t-1}}{N} + \frac{N_{t-1}}{N} e^{-\frac{d}{k}}\right)^k \quad (10)$$

联立式 (10)、式 (2)、式 (1) 得

$$E[n_t] = (N - N_{t-1}) \left[p + 1 - \left(1 - \frac{N_{t-1}}{N} + \frac{N_{t-1}}{N} e^{-\frac{d}{k}}\right)^k \right] \quad (11)$$

特别地, 通过估计参数 d 和 k 可以了解未采纳者受到的联合影响随已采纳“熟人”比例的变动情况. 因此, MI模型可以灵活地反映创新扩散的内部影响机制.

综上, 多重内部影响模型 (MI) 与 Bass模型之间的主要区别为: 1) 在 MI模型中每个消费者仅有有限 k 个“熟人”, 而并非如 Bass模型假设的每个消费者都与网络中的其它每个消费者都有交流; 2) 每个消费者的 k 个“熟人”对其创新采纳决策产生联合影响, 而 Bass模型假设在每一时期仅有一个“熟人”影响该消费者的采纳决策.

2.3 基于小世界消费者网络的扩散模型 (SWMI)

在多重内部影响模型 (MI) 中考虑了消费者可能受到多个“熟人”的联合影响, 但并没有对这些“熟人”进行区分. 人际间的影响可能发生于同质个体 (个体特征相似) 间也可能发生于异质个体间. 上文提到的小世界消费者网络模型可以很好地区分这两种类型的个体间交流方式. 在 WS小世界消费者网络中, 每个消费者的平均“熟人”数量 (度) 为 ϕ , 断键重连概率为 P_R . 那么每个消费者平均“亲密型”熟人数量为 $\phi(1-P_R)$, “疏远型”熟人数量 (重连后) 为 ϕP_R .

在多重内部影响模型中包含两类独立的采纳影响力量: 外部影响和内部多重影响. 在小世界网络下, 内部多重影响进一步细分为“亲密型”和“疏远型”内部影响. 式 (11) 改写成

$$E[n_t] = (N - N_{t-1}) \left[p + 1 - \left(1 - \frac{N_{t-1}}{N} + \frac{N_{t-1}}{N} e^{-\frac{d}{k_1}}\right)^{k_1} + k_2 \frac{1 - e^{-\frac{d}{k_1}} \frac{N_{t-1}}{N}}{k_1} \right] \quad (12)$$

其中, p, d 含义如式 (11). 式 (12) 表示在时期 t 消费者受到的三种不同类型的创新信息影响: 外部影响、内部“亲密型”影响和内部“疏远型”影响, 其中 $k_1 = \phi(1-P_R)$, $k_2 = \phi P_R$. 内部“亲密型”影响机制和 MI模型中的内部影响机制类似. 内部“疏远型”影响机制与 Bass模型的内部影响机制类

似. 具体来说, 单个内部“疏远型”熟人的影响, 等于全部内部“亲密型”熟人都采纳创新后的平均影响.

基于小世界消费者网络的扩散模型 (SWM I) 将反映消费者网络拓扑结构的参数引入到创新的时间扩散模型中, 并且可以利用现实的扩散数据来对它们进行估计, 从而判断出创新所面对的潜在消费者网络结构和特征. 企业可以充分利用估计的潜在消费者网络结构和特征信息将其创新成功

地推广出去.

3 我国银行卡扩散的实证研究

下面结合基于消费者网络的 Bass模型、M 模型和 SWM I模型, 运用我国银行卡的采纳扩散数据进行实证研究.

3.1 样本描述

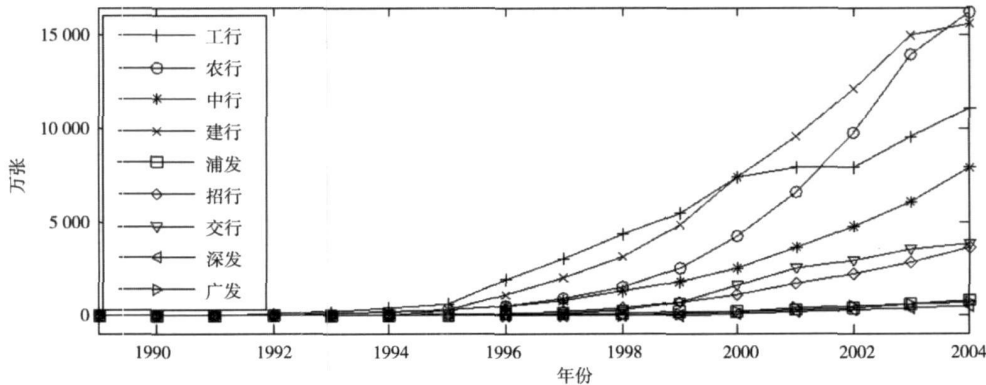


图 1 银行卡累积发行量

Fig 1 Circulation of bank cards

自 1985年3月中国银行珠海分行发行了第一张银行卡——“中银卡”以来, 银行卡业务在中国得到迅速发展. 据中国人民银行的统计, 到2005年底我国银行卡发卡机构175家, 发卡量9.6亿张. 本文选取我国9家商业银行发行的银行卡为研究对象. 受限于数据资料来源, 各银行卡产品扩散的研究期间有所差别 (具体见表1). 在175家发卡机构中, 有120家是2001年后首次发卡, 由于它们银行卡的扩散年数太短无法用于模型的拟合和参数估计. 另外46家发卡机构大部分是城市商业银行或农村信用联社, 由于缺乏公开的银行卡经营信息, 因此未将它们选入样本中. 从银行卡发行量看, 1998年之前9家样本银行总发卡量占全国银行机构总发卡量的98%以上, 1999—2004年虽然由于发卡机构数量的增加, 样本银行发卡量比重有所下降, 但基本上维持在80%左右的水平. 从银行卡用户的区域分布来看, 样本银行的用户群体几乎遍及我国所有的城乡区域. 因此, 样本银行的银行卡扩散情况体现了整个银行卡业的发展趋势. 由于无法获取每一时期每种银行卡的实际采纳者数的数据, 实证研究中以发卡银行每年公布的累积发卡量作为实际累积采纳者数的近似

值. 当存在消费者的重复采纳时, 发卡量与实际采纳者数并不相等. 理论上由于银行卡的特殊性, 同时拥有两张以上同种银行卡的消费者比例较小, 这里可以近似地认为发卡量等于实际采纳者数. 图1为样本银行在研究期间内银行卡累积发行量随时间变化曲线图 (数据来源: 中国金融年鉴1989—2005).

3.2 模型估计

运用这9家商业银行的银行卡累积发行量数据估计 Bass模型、M I模型和 SWM I模型, 即分别估计式(6)、式(11)和式(12). 模型中的 $E(n_t)$ 利用 $N_t - N_{t-1}$ 计算得出, 即样本银行该年银行卡累积发行量相对于上年累积发行量的增量. 式(6)在线性化后运用普通最小二乘法估计, 即将其化为 $E[n_t] = pN + (q-p)N_{t-1} - (qN)N_{t-1}^2$, 估计出系数后再计算所需的参数 N, p, q . 在估计 M I和 SWM I模型之前假设各银行卡产品潜在消费者总数 N 是个外生变量并由式(6)估计而得. 传统的估计非线性方程 (式(11)、式(12)) 的方法是非线性最小二乘法 (序贯二次规划). Rajkumar和 Trichy^[20] 从理论和实证的角度分析了创新扩散模型的各种参数估计方法, 指出在参数估计的无

偏性和产生的系统性误差等各方面, 遗传算法 (genetic algorithms) 都要优于其它的参数估计方法 (如序贯非线性最小二乘法、扩展滤波法、卡尔曼滤波法, 等级贝叶斯法等)。本文运用遗传算法估计 M 和 SWM 模型, 建立的适应度函数 $SSE = \sum_{t=1}^T [n_t - \hat{n}_t]^2$, n_t 为时期 t 的实际采纳者数, \hat{n}_t 为

时期 t 的模型估计采纳者数, T 为采纳总时期数。通过最小化适应度函数 (残差平方和) 来估计参数, 具体操作运用 Matlab7.2 中的遗传算法工具箱完成。需要说明的是, 对于 M I 和 SWM I 模型运用非线性回归的渐近 F 分布统计量进行参数显著性检验^[21]。模型估计结果见表 1

表 1 模型估计结果

Table 1 Parameters estimation results of models

银行	模型		Bass		M I			SWM I			
	扩散起止时间 (年)	N	p	q	p	d	k	p	d	k_1	k_2
工商银行	1989—2004	1.30E+08	0.0161	0.4410	0.0193	31.6395*	0.3483*	0.0143	0.5105**	130.8910*	0.4321
农业银行	1995—2004	1.77E+08	-0.0054	0.8379	0	47.3191*	0.7678*	0.0001	0.9661*	197.1703*	0.0001
中国银行	1995—2004	2.23E+08	0.0077	0.3504	0.0090	30.5864*	0.3171*	0.0386**	0.3623*	150.9612*	69.7216
建设银行	1992—2004	1.66E+08	0.0111	0.6309	0.0158	52.3021*	0.5248*	0.0062	0.7580*	199.4809*	0.0001
招商银行	1996—2004	7.10E+07	0.0218	0.3925	0.0240	23.5279*	0.3414*	0.0700	0	51.1583	0.0151
浦东发展银行	1996—2004	3.32E+07	-0.0004	0.4521	0.0003	40.9642**	0.4284*	0.0283	0.0092	118.6157	91.5645
交通银行	1995—2004	3.82E+07	0.0326	0.8364	0.0318	79.1472**	0.8057*	0.0298	1.7173**	28.3848*	1.8836
深圳发展银行	1995—2004	5.37E+06	0.0102	0.9552	0.0103	55.0267**	0.9467**	0.0005	1.2751**	199.2344*	0.0001
广东发展银行	1995—2004	7.52E+06	0.0375	0.7896	0.0386	62.4739**	0.7250*	0.0444	1.6506*	24.3807	2.0054

注: **、* 分别表示通过 1%、5% 的 F 显著性检验, 线性化后的 Bass 回归方程各参数均通过 10% 的 t 显著性检验。限于篇幅, 仅列出换算后的方程参数 N, p, q

3.3 实证结果分析

1) 模型比较

引入方程的修正拟合优度比较各模型对样本数据的拟合程度, 表 2 为各估计方程的修正 R^2 。

从表 2 可以看出, M I 和 SWM I 模型对数据的拟合效果不如 Bass 模型, SWM I 拟合效果不如 M I

模型。这可能是由于样本研究期间较短未能体现 M I 和 SWM I 模型的优势。M I 和 SWM I 模型对 9 种银行卡产品扩散数据的平均修正拟合优度分别达到 0.73 和 0.56, 因此 M 和 SWM I 模型从总体上可以较好地拟合银行卡产品的扩散。

2) 内外部因素分析

表 2 各模型拟合效果比较

Table 2 Fitting effect comparison of models

\bar{R}^2	工商 银行	农业 银行	中国 银行	建设 银行	招商 银行	浦东发 展银行	交通 银行	深圳发 展银行	广东发 展银行	均值
Bass	0.55	0.94	0.95	0.86	0.87	0.90	0.60	0.91	0.40	0.78
M I	0.47	0.94	0.93	0.92	0.82	0.88	0.47	0.89	0.26	0.73
SWM I	0.46	0.81	0.44	0.79	0.71	0.16	0.60	0.85	0.18	0.56

外部因素和内部因素共同驱动银行卡在潜在消费者中扩散, 前者代表发卡银行面向消费者的广告宣传, 后者代表消费者之间的“口碑效应”(人际口头交流)。Bass 模型中的 p, q 分别表示外部因素和内部因素对扩散的影响系数, 由表 1

得 Bass 模型的 $\bar{p} = 0.01, \bar{q} = 0.63$ 。M 模型中的内部影响系数由式 (9) 给出, 其会随着采纳时期的变化而变化。根据表 1 的结果, 图 2 揭示了 M 模型中银行卡扩散 (农业银行、中国银行和招商银行) 的内部影响和外部影响随时间的变化规律, 其它

银行的结果与图 2类似, 限于篇幅不再列出. 从图 2可以看出, 随着采纳时期的演进, 外部影响保持不变而内部影响逐渐增大. 在银行卡扩散初期, 内

部影响小于(或近似等于)外部影响. 随着潜在消费者中已采纳人数的增加, 内部影响大于外部影响, 前者在银行卡扩散中发挥更为重要的作用.

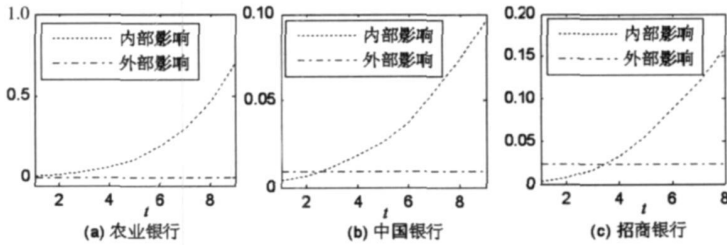


图 2 银行卡扩散中内部影响和外部影响随时间的变化规律 (MI模型)

Fig 2 Internal and external influence change rule in the process of bank card diffusion(MI model)

根据表 1的结果, 图 3揭示了 SWM I模型中银行卡扩散(工商银行、交通银行、中国银行)的内部影响(“亲密型”和“疏远型”)和外部影响随时间的变化规律. 需要说明的是, 由于浦发银行和招商银行的 SWM I模型各参数估计均未通过显著性

检验, 因此在这里及下文的分析中不将他们纳入一般性的结论. 其它银行(除浦发银行与招商银行外)的结果与图 3类似, 限于篇幅不再列出. 从图 3可以看出, 在 SWM I模型估计下, 银行卡扩散中内部影响和外部影响的变化规律与 MI模型估计类似.

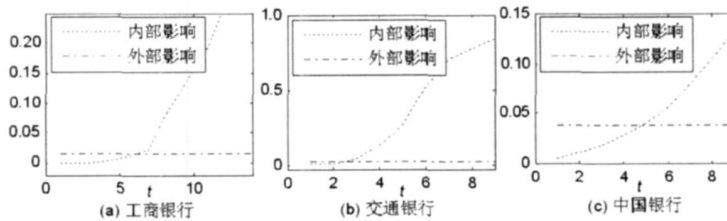


图 3 银行卡扩散中内部影响和外部影响随时间的变化规律 (SWM I模型)

Fig 3 Internal and external influence change rule in the process of bank card diffusion(SWM I model)

综上, 和 Bass模型的不变内部影响相比, MI模型和 SWM I模型可以揭示银行卡扩散过程中的动态内部影响. 实证研究结果表明, 随着银行卡扩散的不断深入, 内部因素比外部因素发挥更重要的作用. 这启示银行在广告宣传的同时, 应该注意如何充分利用消费者之间的“口碑效应”推动银行卡在潜在消费者中迅速地扩散. 消费者网络拓扑结构直

接决定了网络个体间的“口碑效应”, 因此“口碑效应”在银行卡扩散中的重要性客观上要求创新推广者熟悉并能利用消费者网络拓扑结构信息.

3) 银行卡消费者网络分析

SWM I模型包含反映消费者网络拓扑结构的参数. 利用表 1的参数估计结果及等式 $k_1 = \phi(1 - P_R)$, $k_2 = \phi P_R$, 求得参数 ϕ , P_R , 结果见表 3

表 3 小世界消费者网络模型参数

Table 3 Parameters of small world consumer network

参数	工商银行	农业银行	中国银行	建设银行	交通银行	深圳发展银行	广东发展银行	均值
ϕ	131	197	221	199	30	199	26	143
P_R	0.0033	0	0.4619	0	0.07	0	0.08	0.096

由小世界网络模型可知, ϕ 代表平均每个消费者的“熟人”数量, P_R 代表该消费者网络的随机性程度, P_R 越接近于 0 表示该网络越接近规则网络, 越接近于 1 该网络越接近随机网络, 当 $0.001 < P_R < 0.1$ 时该网络为小世界网络. 从表 3

可以看出, 各银行卡产品所面对的消费者网络差异较大, 包括近似随机网络(中国银行)、小世界网络(工商银行、广东发展银行)和近似规则网络(农业银行、建设银行和深圳发展银行). Newman^[18]总结了近年来大量社会网络(包括电

影演员网络、科学家合作网络等) 拓扑特征的实证研究, 发现这些社会网络是小世界网络. 和其它社会网络实证研究结论不同, 根据 SWM I 模型所估算出来的银行卡消费者网络并不都是小世界网络. 因此, SWM I 模型可以灵活地揭示银行卡扩散的潜在消费者网络结构.

在目前对产品消费者网络拓扑结构进行实证研究还较为困难的情况下, 可以考虑运用 SWM I 模型预测消费者网络拓扑特征. 因同一产品在不同类型的消费者网络上扩散具有不同特点, 在消费者网络结构特征已知的情况下, 各银行可以实施一些有针对性的营销策略, 这方面的研究见文献 [13].

4) 内部影响机制分析

(A) 内部联合影响

在 M 模型中, 消费者内部联合影响与已采纳“熟人”的比例之间的关系为 $q_r = 1 - e^{-dr}$, 其中 r 为已采纳“熟人”的比例. 图 4 为在各银行卡产品(建设银行、交通银行、广东发展银行、招商银行)的扩散过程中, 消费者内部联合影响与已采纳“熟人”比例之间的函数关系图, 其余银行与此类似, 不再赘述. 从图 4 可以看出, 已采纳“熟人”对未采纳者决策的联合影响, 随着已采纳“熟人”比例的增加而增大, 且递增的速度是先增大后减小. 比较各银行卡的结果可发现, 使得内部联合影响达到最大所需的已采纳者比例差异较大, 其中最大的为招商银行(需要约 23%), 最小的为交通银行(需要约 5%). 综合来看, 消费者在银行卡的采纳决策中易受到已采纳“熟人”的影响, 其人际关系中较小比例的“熟人”的采纳决策会对其自身的采纳产生较大的联合影响.

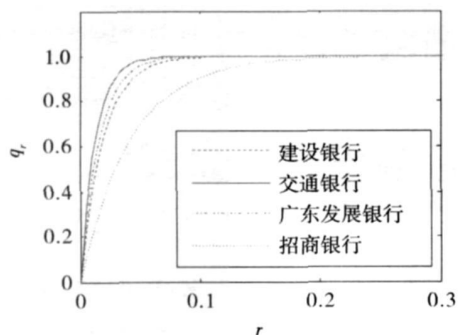


图 4 消费者内部联合影响与已采纳“熟人”比例函数关系图

Fig 4 Relationship between joint internal influence and proportion of acquaintance having adopt card

(B) 内部影响数量和强度

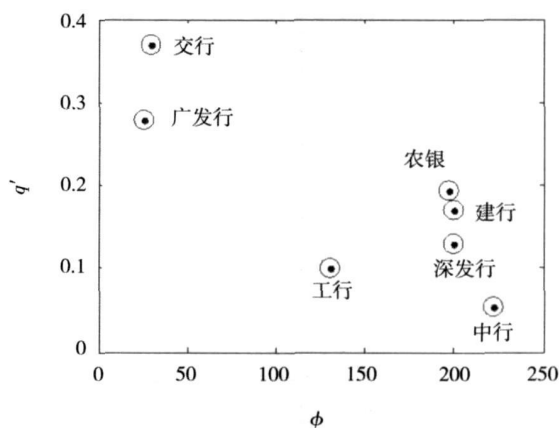


图 5 SWM I 模型中内部影响数量和平均强度关系图

Fig 5 Relationship between internal influence number and average intensity in SWM I model

在 SWM I 模型中对消费者采纳决策产生内部影响的“熟人”数量为 ϕ . 由图 4 可知, 内部影响会随采纳时期的变化而变动, 记样本研究期间内银行卡的平均内部影响强度为 q' . 图 5 为各银行卡产品(除浦发银行和招商银行外)消费者群体受到的内部影响数量和平均强度关系图. 从图中可以看出, 交通银行和广东发展银行的内部影响数量小但平均影响强度大, 其余银行的内部影响数量大但平均影响强度相对较小. 在所研究的银行卡扩散中, 没有发现内部影响数量和平均强度均较大或均较小的.

(C) 内部“亲密型”和“疏远型”影响

在 SWM I 模型背景下, 将内部多重影响进一步细分为“亲密型”和“疏远型”内部影响. 具体地, 在每一采纳时期可以根据式 (12) 将“亲密型”和“疏远型”内部影响分别计算出来. 图 6 为工商银行、交通银行和中国银行的内部“亲密型”影响和“疏远型”影响随采纳时期的变动关系图, 其它银行的结论与此类似. 从图 6 可看出, 在各银行卡的扩散过程中, 消费者内部“亲密型”影响始终大于“疏远型”影响. 随着扩散时间的推进, 内部“亲密型”影响快速增加而“疏远型”影响增加得较为缓慢. 不同的内部影响机制对应不同的营销策略, 如果消费者采纳决策主要受内部“亲密型”熟人影响, 那么可以通过消费者家庭人际关系网络设计适当的营销计划. 相反, 如果采纳决策受内部“疏远型”熟人影响较大, 可以通过社会群体中具有普遍影响力的“观念领导者”的宣传促进创新的扩散.

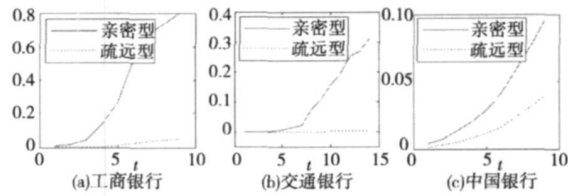


图6 内部“亲密型”和“疏远型”影响随时间变动关系图

Fig 6 Time change mode of internal intimate influence and internal distant influence

4 结 论

基于消费者网络的时间扩散模型综合考虑了实际的扩散数据和消费者网络因素,弥补了传统的时间扩散模型和新兴的社会网络分析法的缺点.根据我国银行卡扩散数据进行实证研究,结论如下:

(1) 基于消费者网络的多重影响模型(MI)和基于小世界消费者网络的扩散模型(SWMI)可以较好地拟合实际的银行卡产品扩散数据.

(2) 和 Bass模型的不变内部影响相比,MI模型和 SWMI模型可以揭示银行卡扩散过程中的动态内部影响.各银行卡产品扩散中内部因素比外部因素发挥更重要的作用,启示银行进行银行卡

营销时应该注重消费者的“口碑效应”在扩散中的作用.

(3) SWMI模型可以灵活地揭示银行卡扩散的潜在消费者网络结构.与其它社会网络的实证研究结论不同,各银行卡产品所面对的消费者网络差异较大,并非都是小世界网络.银行可以针对本产品的消费者网络结构特征制定有针对性的营销策略.

(4) MI和 SWMI模型揭示了消费者群体创新采纳的内部影响机制.内部影响机制的不同会影响创新采纳高峰出现的时间和水平、创新扩散的速度以及银行的最优营销策略.实证研究得出了各银行卡产品消费者群体创新采纳的不同内部影响机制,并提出了相关的营销建议.

参 考 文 献:

- [1] Bazel Y. Optimal timing of innovations[J]. Review of Economics and Statistics, 1968, 50(3): 348—355
- [2] Loury G C. Market Structure and innovation[J]. Quarterly Journal of Economics, 1979, 93(3): 395—410
- [3] 何佳, 曾勇. 技术创新速度对新技术购买行为的影响——两代未来创新的情况[J]. 管理科学学报, 2003, 6(1): 13—19
He Jia, Zeng Yong. Impact of speed of innovation arrival on innovation adoption timing: Case of two generations of future innovations[J]. Journal of Management Sciences in China, 2003, 6(1): 13—19. (in Chinese)
- [4] 陈黎明, 邱苑华. 不确定环境下新技术投资策略模型研究[J]. 管理科学学报, 2005, 8(4): 9—14
Chen Liming, Qiu Yuanhua. Study on investment strategy model of technological innovations under uncertainty[J]. Journal of Management Sciences in China, 2005, 8(4): 9—14. (in Chinese)
- [5] Bass F M. A new product growth model for consumer durables[J]. Management Science, 1969, 15(5): 215—227.
- [6] Bass F M, Krishnan T V, Jain D C. Why the Bass model fits without decision variables[J]. Marketing Science, 1994, 13(3): 203—223.
- [7] Ho T H, Savin S, Terwiesch C. Managing demand and sales dynamics in new product diffusion under supply constraint[J]. Management Science, 2002, 48(2): 187—206.
- [8] Krishnan T V, Bass F M, Kumar V. Impact of a late entrant on the diffusion of a new product/service[J]. Journal of Marketing Research, 2000, 37(2): 269—278.
- [9] Bucklin L P, Sengupta S. The cord diffusion of complementary innovations: Supermarket scanners and UPC symbols[J]. Journal of Product Innovation Management, 1993, 10(2): 148—160.
- [10] Kin N, Chang D R, Shocker A D. Modeling inter-category and generational dynamics for a growing information technology industry[J]. Management Science, 2000, 46(4): 496—512.

- [11] Sham a P, Bhargava S C. A non-homogeneous non-uniform influence model of innovation diffusion[J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 1994, 46(3): 279—288
- [12] Paul R, Steffens A. A model of multiple ownership as a diffusion process[J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2002, 70(9): 901—917.
- [13] Floortje A, Carolina C. Strategies for the diffusion of innovations on social networks[J]. *Computational Economics*, 2005, 25(1): 3—23.
- [14] Marco A J, Wander J. Fashion, habits and changing preferences: Simulation of psychological factors affecting market dynamics[J]. *Journal of Economic Psychology*, 2001, 22(6): 745—772.
- [15] Marco A J, Wander J. Simulating market dynamics: Interactions between consumer psychology and social networks[J]. *Artificial Life*, 2003, 9(4): 343—356.
- [16] Beom J K. Network marketing on a small world network[J]. *Physica A*, 2006, 360(2): 493—504.
- [17] Shaikh N I, Rangaswamy A, Balakrishnan A. Modeling the Diffusion of Innovations Using Small World Networks[R]. *Kiel University of Kiel*, 2005.
- [18] Newman M E J. The structure and function of complex networks[J]. *SIAM Review*, 2003, 45(2): 167—256.
- [19] Watts D J, Strogatz S H. Collective dynamics of ‘small world’ networks[J]. *Letters to Nature*, 1998, 393(4): 440—442.
- [20] Rajkumar V, Trichy V K, Kumar V. Evolutionary Estimation of Macro-Level Diffusion Models Using Genetic Algorithms: An Alternative to Nonlinear Least Squares[J]. *Marketing Science*, 2004, 23(3): 451—464.
- [21] 谢识予, 朱弘鑫. 高级计量经济学 [M]. 上海: 复旦大学出版社, 2005. 101—102.
Xie Shiyu, Zhu Hongxin. *Senior Econometrics*[M]. Shanghai: Fudan University Press, 2005. 101—102 (in Chinese).

Study on financial innovation diffusion based on consumer network

ZHUANG Xin-tian, HUANG Wei-qiang

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

Abstract It is meaningful for the enterprises to study the innovation time-diffusion mode. The innovation diffusion model based on the consumer network takes into account both the actual diffusion data and practical consumer network, which offsets the deficiencies of traditional innovation diffusion models and recent new social network simulation methods. It is demonstrated from the empirical study on bank cards in China that the model based on consumer network fits the actual bank cards diffusion data better. The “word-of-mouth” plays a very important role in the diffusion process; the model based on consumer network reveals different consumer network structures and inner influence mechanism of different bank cards. These results are beneficial to the understanding of financial innovation products’ diffusion rules and the establishing pertinent marketing strategies.

Key words innovation diffusion; consumer network; small-world network; bank card