

结合 Bass 模型和 LTV 的创新产品扩散预测

马源培¹ 杨卓璇¹ 李慧嘉²

(1. 华北电力大学(北京) 经济与管理学院, 北京 102206; 2. 北京邮电大学 理学院, 北京 100876)

摘要 在技术扩散研究领域, 创新产品的扩散机制及其影响因素向来都是重要研究方向之一, 因为创新产品只有通过有效的传播扩散才能够实现其社会与经济价值. 在移动互联网时代, 随着移动智能终端的普及, 信息的传播效率与机制已发生改变, 探究既有理论在新环境下的适用性与可变性有着独特的意义. 因此本文通过总结回顾在复杂网络与创新扩散领域的既有研究成果, 发现在创新产品扩散过程中的潜在网络特性, 寻求复杂网络与创新产品扩散的结合点. 针对创新产品扩散过程中的影响因素, 以 Bass 模型为基础, 针对互联网游戏 LTV(用户生命周期价值)进行数据仿真试验. 通过对比分析其与对数模型的差异, 对 Bass 模型的 LTV 预测效用进行检验, 发现 Bass 模型新的应用价值, 并拓展 Bass 模型的更多适用方向. 通过分析, 我们发现 Bass 模型对目标游戏有较好的拟合度, 适用性强, 便于理解、操作.

关键词 复杂网络; 市场扩散模型; Bass 模型; 用户生命周期价值

中图分类号 TP393

文献标识码 A

0 引言

当今社会正处在知识经济时代, 创新的产品、理念不停涌现, 在不同方面提升社会的科学技术与生产力水平, 改善人民生活水平, 创新能力更成为国家的核心竞争力. 随着信息化、网络化与全球化日益深入, 创新活动产生与扩散的频率、复杂度及参与主体正在发生深刻变化, 这揭示着创新的产生正逐渐具备网络性^[1]. 创新在社会中进行传播并逐渐为人们所熟知、接受、使用的过程被称为创新扩散, 而创新能否迅速、有效地成功扩散关系到创新技术的生存性. 企业的产品投放从来都是伴随着高风险的, 人们常常看到许多产品拥有令人称道的优点, 但最后却并未能真正创造社会财富. 所以说, 国民经济的发展鼓励更多有价值的创新技术出现, 但更加需要发现行之有效的创新扩散机制^[2].

对创新扩散的研究, 可以追溯到 1934 年, 熊彼特在其创立的创新理论中提出“模仿”方法, 他的支持者们以此为基础展开研究, 提出了各具特色的扩散模型. 扩散模型主要分为速度模型与决策对策模型两大类, 分别建立在潜在采用者总体行为分析与个体决策行为分析的基础上^[3]. 部分扩散模型已在产品扩散预测、新技术的市场占有率分析、政策分析等方面进行实际应用, 但其应用规模尚小, 而且效果并不理想, 无法全面、准确地反映创新扩散的内在规律与本质^[4]. 相比国外的研究水平, 国内对技术创新扩散的研究还处于起步和发展阶段. 1986 年, 随着国外技术创新扩散研究成果的引入, 国内的学者们才开始着手与技术创新扩散相关的研究, 在此之前, 国内学界对这个领域知之甚少. 1992 年, 清华大学傅家骥等人撰写了《技术创新——中国企业发展之路》, 在书中系统性地阐述了技术创新扩散问题. 该书也是国内首部较为完整的关于技术创新扩散的权威文献^[5]. 在此之后, 国内在技术创新扩散研究方面产生了许多成果, 大连理工大学武春友还出版了我国第一本技术创新扩散专著. 但从总的来看, 我国在技术创新扩散领域的研究尚处于初级阶段, 基于我国尚不健全的技术创新机制和体系, 还有许多课题正等待学者们的研究.

收稿日期: 2020-03-02

基金项目: 国家自然科学基金项目(71871233); 北京市自然科学基金项目(9182015, 1202020)资助

通讯作者: 李慧嘉, 男, 汉族, 博士, 特聘研究员, 研究方向: 数据挖掘、复杂网络、信息检索, E-mail: hljli@amss.ac.cn.

在现实生活中,创新产品、技术的扩散往往受到大量因素的影响,如产品性能、社会消费观念、销售渠道、营销活动与其他外部因素等^[6].此外,层出不穷的创新技术使得当今社会呈现高频变化的特征,人们的信息获取方式正在迅速地发生着改变,以移动智能终端为载体的移动互联网时代已经到来,它将每个人都纳入其中,人们通过信息彼此交互和影响^[7].在社会系统中充斥着众多的关联因素,加之个人行为意识的差异,人们就好比身处一个极为复杂的网络之中.因此本文以游戏 LTV 为切入点,创新性地利用 Bass 模型进行生命周期价值的预测分析,旨在通过研究复杂网络环境下创新产品的扩散机制,发现既有理论的更多适用性.文章核心主要对在基于复杂网络下的创新产品扩散过程进行研究,如移动互联网环境下的游戏产品对消费者行为的影响,以 LTV(用户生命周期价值)为切入点探究游戏的扩散机制.利用以微分动力学理论为基础的 Bass 模型,结合模型技术与动态分析的方法,通过对其扩散过程建模,利用计算机软件对模型进行数据模拟,验证模型在 LTV 预测上的适用性,并检测模型的预测效用.

1 创新产品扩散模型—Bass 模型

1.1 创新产品扩散模型

创新产品扩散一直以来都是扩散理论研究的一个重要分支,现代市场营销也把创新产品扩散模型的探索纳入关键课题当中,研究其扩散机制,对促进产品实现经济价值、提高社会生产效率有着重要意义^[8-11].为了更好地理解创新扩散的模型,需要先梳理扩散的过程,因此将其分为产品采用与产品传播两部分进一步探讨,其中产品传播与社会网络之间的依托关系,这一部分将在下一节就产品传播进行阐述.首先是产品采用部分,这指的是当企业将新产品投放市场之后,将潜在购买者通过各种渠道知晓直至正式开始使用(或放弃)这一系列与产品间的交互行为. Philip Kotler 将潜在购买者与新产品间的这些交互行为划分为知晓、兴趣、评价、试用和采用等 5 个阶段,详细界定了潜在购买者各个阶段在产品信息获取、性能认知、价值判断和购买决定等行为^[12].

创新扩散模型用以模拟并预测现实网络中的创新扩散模式而构建的数学模型,其中大多数模型均是以 1969 年 Frank M. Bass 在对 11 个耐用品进行市场扩散研究时提出的 Bass 扩散模型为基础进行拓展后得到的.根据采用者在对创新接受度上的区别, Rogers E. M. 以对创新产品的采用时间为标准,将采用者划为五个部分,分别是创新者(2.5%)、早期体验者(13.5%)、早期从众者(34%)、晚期保守者(34%)与落后者(16%)^[13]. Bass 在此基础上,将采用者分为两个假设群体:创新者与模仿者.创新者对产品的需求称为创新需求,通常仅受外界因素(如公共媒体)的影响,而模仿者,仅受内部因素(如人际传播)的影响,对创新产品的需求称为模仿需求.根据这种定义, Bass 模型的创新扩散机制可表示为图 1 的形式.

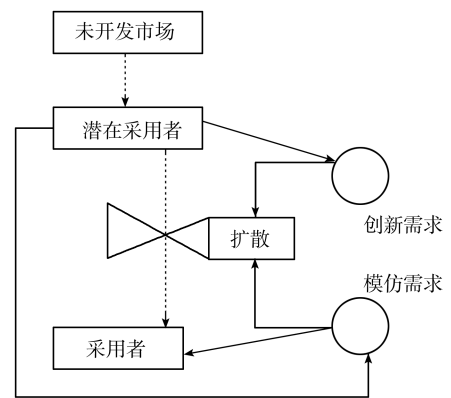


图 1 Bass 模型的创新扩散机制

创新产品投放市场后的扩散速度受到来自多方面的因素的共同作用, Bass 模型将这些影响因素分为两部分.一是外界因素,主要是各种传播媒介的效用,比如最常用的广告等宣传途径,使消费者能直观地获得产品相关信息,加速扩散效率^[14].二是内部因素,主要是产品的当前采用者对其所在群体的口头与文字传播,此种途径更多的传播产品的某些隐性性能,在建立消费者的购买信心方面有较强作用^[15].

1.2 Bass 模型的函数表示

经典的 Bass 模型被作为背景来模拟创新产品在传播过程中的环境与模式,探究 Bass 模型的在新领域的扩展应用^[16-17].

Bass 模型的方程描述如

$$\frac{dn(t)}{dt} = g(t)[N(t) - n(t)], \quad (1)$$

边界条件为 $N(t=t_0) = N_0$, N_0 为在初始时刻 t_0 采用创新产品的消费者数量, $n(t)$ 为 t 时刻这一时间段采用创新产品的消费者数量, $N(t)$ 为到 t 时刻为止采用创新产品的消费者总数, $N - N(t)$ 为市场中潜在创新产品采用者的数量, $g(t)$ 为扩散参数.

如果只考虑外界环境因素对扩散过程的影响, $g(t) = a$, 那么 Bass 模型改写为

$$\frac{dn(t)}{dt} = a[N(t) - n(t)]. \quad (2)$$

如果只考虑人际交流对扩散过程的影响, $g(t) = bn(t)$, 那么 Bass 模型可改写为

$$\frac{dn(t)}{dt} = bn(t)[N(t) - n(t)], \quad (3)$$

可以看出人际交流的影响效用为 $n(t)[N(t) - n(t)]$, 即当前采用者与潜在采用者的乘积, 这类类似于俗语所说的“一传十, 十传百”, 由此可见在纯人际传播的创新产品扩散模型可以视作是纯模仿的扩散模型.

当 $g(t) = a + bn(t)$ 时, 扩散过程受到外界环境因素与内部交流因素的共同影响, 在这种双重作用下的即是一般形式的 Bass 模型, 其表达式为

$$\frac{dn(t)}{dt} = [a + bn(t)][N(t) - n(t)], \quad (4)$$

另一种表达形式为

$$\frac{dn(t)}{dt} = [p + qn(t)/N(t)][N(t) - n(t)], \quad (5)$$

由上述表达式, 可以推出在 t 时刻的采纳者数量可以表示为

$$n(t) = p[N - N(t-1)] + q \frac{N(t-1)}{N} [N - N(t-1)], \quad (6)$$

$$N(t) = N(t-1) + p[N - N(t-1)] + q \frac{N(t-1)}{N} [N - N(t-1)]. \quad (7)$$

Bass 模型建立的目的是: 在一定的市场条件假设前提之下, 通过对产品销售的大量历史数据进行计算后得出模型中的各项系数, 以拟合出该产品的 LTV 曲线, 并对其未来的盈利能力作出一定预测. 但是 Bass 模型的前提假设极大地限定了其应用价值, 近几十年来, 许多学者正致力研究不同领域的创新扩散问题, 并对 Bass 模型进一步发展, 以扩展其应用范围^[18-20].

2 创新产品扩散模型实证研究

当下, 以移动智能终端为载体的移动互联网时代已经到来, 移动互联网正进入我们生活的方方面面, 互联网创新产品正如雨后春笋般不断涌现. 随着社会财富的积累, 人们开始追求更多的娱乐享受, 以手机游戏等为代表的互联网娱乐产业正在兴起, 并有着广阔的前景^[21]. 手机游戏的扩散机制主要受两方面影响, 一是游戏开发商与平台、渠道的合作宣传, 二是因为游戏内容所带来的玩家口碑效应, 这与 Bass 模型中划分的外部与内部因素类似^[22]. 而游戏市场的创新活跃度极高, 研究 Bass 模型在 LTV(用户生命周期价值)预测方面的应用, 对于提高游戏运营效率方面有着重要作用.

2.1 LTV 用户生命周期价值

LTV(life time value)用户生命周期总价值, 用于衡量消费者为生产商提供的价值, 是衡量企业盈利水平的重要参考指标. 在游戏运营数据分析中, LTV 用于衡量新玩家的价值, 即为产品带来的收益, 通常将 LTV 与 CP^* (玩家导入成本) 进行对比. 玩家导入成本 CP^* 可以分为 3 种: CPI(单位安装成本)、CPC(单位点击成本)、CPA(单位激活成本). 当前主流的游戏用户导入方式是通过与平台、渠道合作导入, 如无特殊说明, 之后所提及的玩家导入成本特指 CPA.

一般情况下, 当用户的 $LTV > CPA$ 时, 此次渠道投放才能被视为是有价值的. 对于一个手机游戏开发商, 通过广告渠道投放来导入新玩家进入游戏产生一定量的 CPA, 根据 LTV 计算玩家提供的总价值, 比较之后预测游戏的成本回收期与盈利节点, 以制定运营及研发的决策.

LTV 主要有三个方面的决定因素: 玩家付费、玩家留存与玩家扩散, 与付费及留存不同, 玩家扩散为隐性因素, 并不直接决定 LTV 的数值大小, 但是优秀的游戏往往会通过玩家自发的传播行为而形成口碑, 源源不断地引入免费的新玩家, 进而降低玩家导入成本, 从另一方面提升产品的盈利能力. 用表 1 来定义 LTV 的计算方式.

如表中所示, R_n 为用户在第 n 天的留存率, LT_N 表示用户的生命周期, 即在 N 天内平均的登录时长, 如 $LT_7 = 1.2605$, 则可以表述为注册用户 7 天内每用户平均登录 1.2605 天, 而 LTV_N 就是用户生命周

期价值,可理解为留存用户产生价值的累积.

表 1 LTV 计算方法

0	1	2	3	4	5	6	7
登录数 n (0 为初始注册用户, n 为注册用户在 n 天后的登录数)							
20000	2000	790	650	510	300	490	470
付费额 n (0 为注册用户当天付费金额, n 为注册用户在 n 天后的付费金额)							
64603	27000	21000	17000	10090	17000	5000	1000
留存率 R_{n-N} (第 n 天登录用户数/初始注册用户数)							
1	0.1	0.0395	0.0325	0.0255	0.015	0.0245	0.0235
用户生命周期 $LT_N(R_1+R_2+R_3+\dots+R_n)$							
1	1.1	1.1395	1.172	1.1975	1.2125	1.237	1.2605
平均每用户收入 $ARPU_N$ (第 n 天用户付费额/第 n 天用户登录数)							
3.23	13.50	26.58	26.15	19.78	56.67	10.20	2.13
用户生命周期价值 $LTV_N(R_0 * ARPU_1 + R_1 * ARPU_2 + \dots + R_n * ARPU_n)$							
3.23	4.58	5.63	6.48	6.98	7.83	8.08	8.13

2.2 LTV 的模型预测

下图为 A、B 两款手机游戏在 30 天内的 LTV 曲线,分别代表两种不同的增长模式类型. A 游戏为短生命周期型,注重短时间内的盈利,LTV 的短期增长速度较快,但是经过一段时间后速度骤减,趋于停止;B 游戏为长生命周期型,注重游戏盈利的持续成长,LTV 的增长速度变动较为平滑,在经过较长时间后仍保有一定的上升趋势.

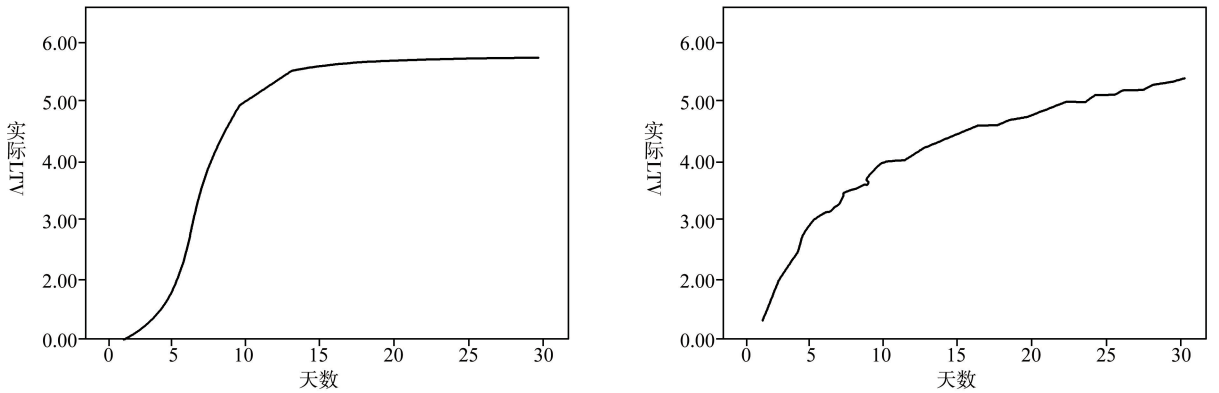


图 2 两款手机游戏的 30 天 LTV

由于 LTV 曲线形状类似于对数函数,所以在实际的游戏运营中常常使用对数函数模型对游戏 LTV 进行预测.因此将在两种不同类型游戏的基础上,进行对数函数模型与 Bass 模型在手机游戏 LTV 预测上的比较,进一步发掘 Bass 模型的预测适用性.

先对 Bass 模型进行变形,上文中的函数表达如

$$n(t) = p[N - N(t-1)] + q \frac{N(t-1)}{N} [N - N(t-1)], \tag{8}$$

$$N(t) = N(t-1) + p[N - N(t-1)] + q \frac{N(t-1)}{N} [N - N(t-1)], \tag{9}$$

为了方便计算,对(9)进行一些变换

$$n(t) = pN + (q - p)N(t-1) + \frac{q}{N}N^2(t-1) = a + bN(t-1) + cN^2(t-1), \tag{10}$$

则可以通过线性(或非线性)规划计算 a 、 b 、 c 的值,进而得出 N 、 p 、 q 的值

$$N = \frac{(-b \pm \sqrt{b^2 - 4ac})}{2c}, p = \frac{a}{N}, q = -Nc, \tag{11}$$

接下来通过数据试验求出模型参数,下表为 A 游戏前三天的 LTV.

代入上方公式,计算 $a = 0.21, b = 0.8789, c = -0.1038$,进而得出 $N = 8.7, p = 0.0241, q = 0.9031$,代入 Bass 模型可得

$$n(t) = 0.21 + 0.8789N(t-1) - 0.1038N^2(t-1), \quad (12)$$

$$N(t) = 0.21 + 1.8789N(t-1) - 0.1038N^2(t-1), \quad (13)$$

由此得到预测的 Bass 模型,接下来通过对数函数的预测模型来近似地预测 LTV 的变化趋势.定义模型的函数表示为

$$y = h \cdot \ln(t) + k, \quad (14)$$

由前三天得出的拟合程度较低,在此取前七天的实际 LTV 值拟合得到

$$y = 2.6928 \cdot \ln(t) - 1.2238, \quad (15)$$

通过两种模型得出 30 天的 LTV 预测值,绘制成图像如图 3.

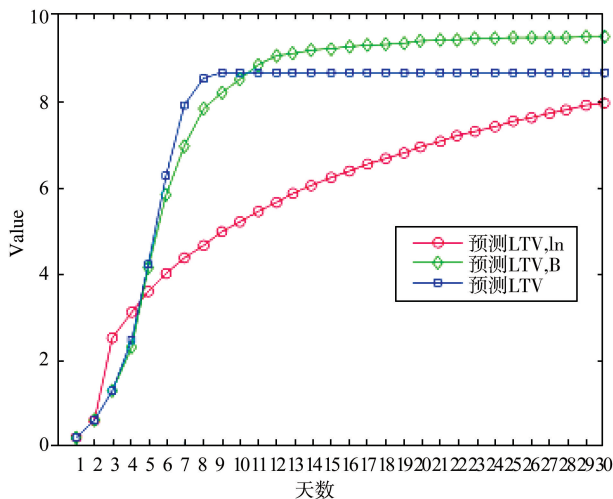


图3 A 游戏 LTV 预测与实际曲线

表2 A 游戏前三天 LTV 数据

天数	$N(t-1)$	$N^2(t-1)$	$n(t)$
1	0	0	0.21
2	0.21	0.0441	0.39
3	0.60	0.36	0.7

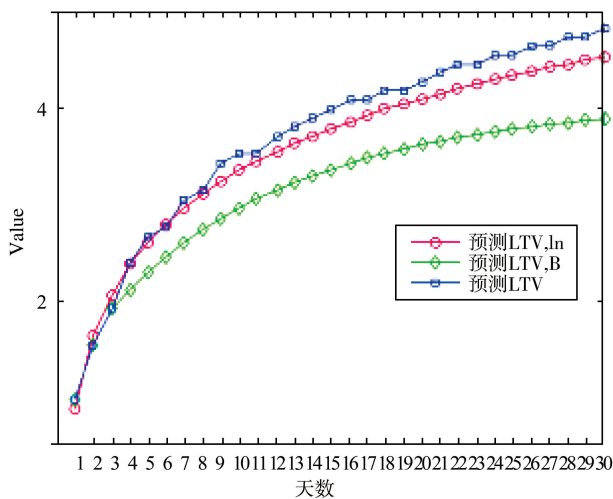


图4 B 游戏 LTV 预测与实际曲线

可以看到,Bass 模型拟合的曲线与实际的 LTV 曲线之间整体趋势一致,但对数函数曲线出现了较大程度上的偏离.

同理对 B 游戏进行相同的拟合过程,得到 $a = 0.48, b = -0.1276, c = 0.0051$,代入可得 Bass 模型表达式为

$$n(t) = 0.48 - 0.1276N(t-1) + 0.0051N^2(t-1), \quad (16)$$

$$N(t) = 0.48 + 0.8124N(t-1) + 0.0051N^2(t-1), \quad (17)$$

又取前七天的实际 LTV 值拟合得到

$$y = 1.1427 \cdot \ln(t) + 0.6341, \quad (18)$$

利用模型得到预测图形如图 4.

可以看到,Bass 模型与对数模型的预测结果与实际数据的整体趋势一致,但对数模型相较于 Bass 模型精确性较高.基于 Bass 模型的函数表达式,可以理解为 Bass 模型的自迭代体系强化了变化速度的作用,即通过迭代使增长速度趋于平缓的 B 游戏更加平缓了,使得预测误差不断增大.

下面将以两种模型拟合度相近的 B 游戏为例,就 Bass 模型的 LTV 预测误差进一步进行分析.

表 3 是 B 游戏 30 天的 LTV 值,白色部分为实际值,数据从瑞思、国泰安、Google Booksn-gram, NASA NEX 数据集等收集而来,蓝色部分为在不同预测跨度(定义预测跨度为预测时间段的天数)下根据上文方法进行计算后得到的预测值,图 5 反映了各跨度下平均预测误差随预测跨度变化的趋势.

可以看到,随着预测跨度的增大,预测的误差在逐渐增大,尤其是在 20 天之后迅速上升.结合图 3 与图 4,可以看到,Bass 模型对于 LTV 的短期预测拟合度较高,但在长期预测上会出现误差,仍有进一步优化的空间,这也符合模型预测的规律.

表 3 B 游戏 30 天 LTV 值预测

Table with 30 columns (days) and 30 rows (LTV values). The values generally increase over time, starting from 0.74 and reaching 4.84 by day 30.

2.3 Bass 模型 LTV 预测的适用性分析

接下来我们以两类游戏为例,对 Bass 模型与对数模型在游戏 LTV 预测上进行了模拟,下面将对两种模型进一步对比分析。(1) 在泛用性方面,Bass 模型采用迭代的函数形式,通过历史数据确定预测值,变动机制更具弹性,泛用性强;而对数函数等确定函数形式有其确定的变化机制,适用范围较小.在上节的试验中可以看到,Bass 模型对 A、B 两种类型的游戏均有较好的拟合度,而对数模型因为自身变动速度的限制,无法很好地匹配 A 游戏 LTV 前期的快速增长,但不可忽视的是对数函数在稳定型游戏 LTV 预测上有明显优势。(2) 在易用性方面,以对数函数等确定函数为基础建立模型时,通常需要根据对象进行函数形式的调整,修改模型参数,对操作要求较高;Bass 模型的适用性强,采用确定的模型内容与参数设置,便于理解、操作。(3) 在精确性方面,对数函数等确定函数模型的针对性较强,在对匹配对象进行预测时有较高的精度;Bass 模型的泛用性使得其针对性较差,在预测跨度较大时的精度显著降低,可通过选择适当的预测跨度来提高精度。

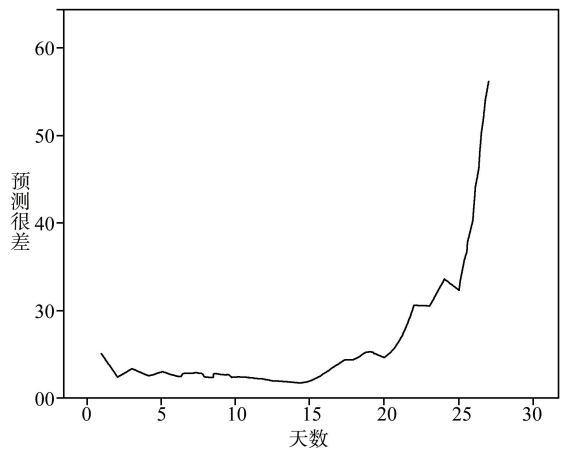


图 5 预测误差变化趋势

3 结论与展望

在本文中,我们首先介绍创新产品扩散的定义,分析创新产品扩散过程的各个阶段及影响创新产品扩散的因素,阐述复杂网络的类型与特性,明确在复杂网络环境下的创新产品扩散含义,并在创新扩散研究领域经典的 Bass 模型基础进行解释分析,为本文后续研究内容提供了模型依据.接下来以 Bass 模型为基础,针对互联网游戏 LTV(用户生命周期价值)进行数据仿真试验,通过对比分析其与对数模型的差异,对 Bass 模型的 LTV 预测效用进行检验,发现 Bass 模型新的应用价值.本文具有较强的实践效应,可以对科技产业特别是新兴产业的发展进行有效预测.此外,近些年来关于 LTV 模型的预测研究也越来越多,李华丽采用 Bass 扩散模型对 4G 用户扩散过程进行了参数估计,得出了我国 4G 用户增量在逐渐下降的结论,这一预测结果为 5G 用户扩散过程提供了诸多参考[23]. 齐有为也利用这一模型对共享单车的用户规模进行了预测[24],赵振霞也对网购用户的扩散过程进行了预测[25]. 近年来具有类似应用场景的模型越来越频繁地被提出,如芮雯奕等人通过企业技术创新情报产品需求模型对情报产品需求的基本属性及分类特征进行了分析[26],此外,陈旭、卢燕群,何永芳等人从不同角度对产业集群化和技术创新扩散提供了新思路[27,28]. 在接下来的工作中,我们通过详尽分析影响扩散机制的因素,丰富模型内的参数,进一步增强 Bass 模型在中长期扩散预测中拟合度。

参 考 文 献

[1] Bell D R, Song S. Neighborhood effects and trial on the Internet: Evidence from online grocery retailing [J]. Quantitative Marketing and Economics, 2007, 5: 361-400.

- [2] Bernhardt I, Mackenzie K D. Some problems in using diffusion models for new products[J]. *Management Science*, 1972, 19:187-200.
- [3] Blackman A W. The market dynamics of technological substitutions[J]. *Technological Forecasting And Social Change*, 1974, 6:41-63.
- [4] Frank M, Bass. A new product growth model consumer durables [J]. *Management Science*, 1969, 15:215-227.
- [5] 傅家骥, 姜彦福, 宙家啸. 技术创新-中国企业之路[M]. 北京: 企业管理出版社, 1992.
- [6] 龚艳萍, 李峰. 基于消费者个体采用决策的新产品扩散模型综述[J]. *科技管理研究*, 2007, 27:239-242.
- [7] 官建成. 再论高技术扩散模型的研究[J]. *科学与科学技术管理*, 1995, 16:30-34.
- [8] Hani I, Mesak. Incorporating price, advertising and distribution in diffusion models of innovation: Some theoretical and empirical results [J]. *Computers Ops Res*, 1996, 23:1007-1023.
- [9] 黄玮强, 庄新田. 基于随机网络的创新扩散研究[J]. *管理学报*, 2007, 4:622-628.
- [10] 李红, 孙绍荣. 基于复杂网络的创新扩散研究[J]. *科学技术进步与对策*, 2007, 24:52-54.
- [11] Mahajan V, Muller E, Frank M Bass. New product diffusion models in marketing: A review and directions for research[J]. *Journal of Marketing*, 1990, 54:1-26.
- [12] Philip Kotler. *Marketing management: analysis, planning, implementation and control* (中译本第 8 版) [M]. 上海: 上海人民出版社, 1997.
- [13] Rogers E M. *Diffusion of Innovations* [M]. New York: Free Press, 1995.
- [14] 盛亚. 技术创新扩散与新产品营销[M]. 北京: 中国发展出版社, 2002.
- [15] 盛亚, 吴建中. 新产品市场扩散 Bass 模型族的研究[J]. *预测*, 1999, 3:20-25.
- [16] 盛亚, 吴建中, 张志强. 新产品市场扩散模型研究[J]. *经营管理*, 1999, 7:49-51.
- [17] Watts D J, Strogatz S H. Collective dynamics of small-world networks [J]. *Nature*, 1998, 393:440-442.
- [18] 汪小帆. 复杂网络理论及其应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2006.
- [19] 武春友. 技术创新扩散[M]. 北京: 化学工业出版社, 1997.
- [20] 许庆瑞. 技术创新扩散研究概述[M]. 北京: 科学出版社, 1996.
- [21] 曾星. 市场扩散研究 BASS 模型在我国营销中的应用[D]. 北京: 北京工商大学, 2002.
- [22] 张晓军, 李仕明, 何铮. 基于复杂网络的创新扩散特征[J]. *系统管理学报*, 2009, 31:186-192.
- [23] 李华丽. 基于 Bass 模型的 4G 用户数扩散研究[J]. *科技创新与应用*, 2019(30):11-12.
- [24] 齐有为. 基于 BASS 模型的共享单车用户扩散研究[J]. *黑龙江生态工程职业学院学报*, 2019, 32(1):50-52.
- [25] 赵振霞. 基于改进 Bass 模型的网购用户扩散研究[J]. *商业经济*, 2018(11):18-20.
- [26] 芮雯奕, 袁真艳, 殷铭, 等. 基于创新链的企业技术创新情报产品需求分类研究[J]. *情报工程*, 2018, 4(6):75-86.
- [27] 陈旭. 基于产业集群的技术创新扩散研究[J]. *管理学报*, 2005(3):83-86.
- [28] 卢燕群, 何永芳. 基于个体博弈的企业集群技术创新扩散模型研究[J]. *统计与决策*, 2018(15):15-19.

Innovative Product Diffusion Forecasting Combined Bass Model and LTV

YANG Zhuo-xuan¹ MA Pei-yuan¹ LI Hui-jia²

(1. School of Economics and Management, North China Electric Power University, Beijing 102206, China;
2. School of Science, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China)

Abstract In the field of technology diffusion research, the diffusion mechanism of innovative products and its influencing factors have always been one of the important research directions. Through effective communication, the innovation products can realize its social and economic value. In the mobile Internet era, with the popularity of mobile intelligent terminal, transmission efficiency and mechanism of information have changed; so it is of unique significance to explore the applicability and variability of existing theories in the new environment. The existing research results of innovation diffusion and complex networks are summarized first, to find the potential network in product innovation diffusion process and the integration point of both complex networks and the diffusion of innovation products. According to the factors affecting innovation product diffusion process, on the basis of the Bass model, the Internet game LTV (user life cycle value) data simulation experiment is carried out. Through the comparative analysis with the logarithm model, we test the predicted effectiveness of LTV based on Bass model, and find new application value of Bass model, to expand new application direction of Bass model. Through the analysis, we find Bass model has a good degree of fitting to the target game, with strong applicability, and is easy to understand and operate.

Key words complex network; market diffusion model; bass model; user life time value