

文章编号:1003-207(2017)09-0141-07

DOI:10.16381/j.cnki.issn1003-207x.2017.09.016

数据驱动下的个体移动服务产品采纳行为的扩散研究

冉晓斌,刘跃文,姜锦虎

(西安交通大学管理学院,陕西 西安 710049)

摘 要:随着信息技术的不断发展,个体间的交互更加便捷,同时各类网络平台的不断兴起,使得个体之间的决策变得越来越相互依赖。新产品扩散的研究自 Bass 模型起,主要是对市场整体扩散过程及结果进行描述和预测,但这些方法均存在一定的局限性,包括完全连接的网络结构、未考虑个体之间的异质性等。本研究从社会网络的视角来研究同伴影响在个体新产品采纳行为中的作用,并通过社会网络将个体行为与市场扩散过程相连接。对于此类研究中难以区分的同质性所带来的内生性问题,本研究通过 PSM 模型进行了有效的控制。同时,本文使用超过 120 万社交网络用户的真实数据集,包含完整的社会网络、个体属性及采纳行为等信息,通过数据分析、静态与动态 PSM 模型相结合的方法,证实了在新产品的扩散中同伴影响的作用。此外,研究发现关系强度对同伴影响具有正向的调节作用。本文对后续从社会网络视角进行产品扩散的研究提供了方法及依据。

关键词:新产品扩散;同伴影响;社会网络;数据驱动

中图分类号:C93

文献标识码:A

1 引言

新产品扩散的相关研究最早始于上世纪六十年代^[1-3]。作为其中最具影响力的模型,Bass 模型通过对内外部影响系数的估计,从宏观市场层面对市场扩散过程及结果进行描述和预测。虽然随后研究大多基于 Bass 模型进行改进及扩展,但该模型仍存在一定的局限性,如完全连接的网络结构、未考虑个体之间的异质性^[4],并且 bass 模型中对于参数的估计很难与实际市场情况相一致^[5]。考虑到个体间建立连接并产生交互作用时,采纳行为会在个体间进行扩散,这种个体间相互影响的过程可以被称作同伴影响(Peer Influence)。新产品能否被消费者接纳,则关乎一个企业的成败,然而新产品的成功率却只有 59%,即接近一半的新产品扩散都是失败的^[6]。因而,对新产品扩散的进一步探究对企业意

义重大。近年来社交网络的兴起使个体的决策越来越相互依赖^[7],用户在采纳及购买等决策中受到同伴的影响更为显著。因此,本文从个体同伴影响的角度来探讨产品扩散的过程。部分学者们也开始从个体角度研究新产品扩散问题,要将微观个体采纳行为与宏观市场扩散结果相连接,社会网络是其中不可或缺的部分。因而,以社会网络为视角,研究个体采纳行为的扩散有重要的研究价值。关于行为扩散的研究在近些年成为管理领域研究者关注的热点之一,学者们以社会网络为视角,通过实地数据(Field Data)及实地实验(Field Experiment)的方法对行为传播问题展开了深入的研究,在 Nature, Science 等顶尖期刊上均有所发表,可见,此类研究正处于方兴未艾之时^[8-9]。而相较于国外,国内的相关研究才刚刚起步。在 Christakis 和 Fowler^[10]的研究基础上,刘斌等^[11]、李磊等^[12]以中国的大规模社会调查数据,分别对幸福感和肥胖的传播做了进一步的探讨,但主要是对环境效应的作用进行了验证,即社区中不同个体的行为对焦点个体所产生的影响,但并未利用个体间一一对应的完整的社会网络来验证该问题。此外,陈庭强和何建敏^[13]指出个体之间的关联程度对信用风险的扩散存在一定的影响,周彦莉则从网络结构的角度进一步解释了个体

收稿日期:2016-06-30; 修订日期:2017-02-17

基金项目:国家自然科学基金资助项目(71301128, 91546119, 71331005, 71371151)

通讯作者简介:刘跃文(1982-),男(汉族),山西吕梁人,西安交通大学管理学院,副教授,研究方向:大数据与电子商务、社交网络等,E-mail: liuyuewen@mail.xjtu.edu.cn.

决策之间的关联关系。同时,刘霞等^[14]关于数字内容产品的研究也指出消费者之间的模仿行为是驱动产品扩散的直接动力。已有研究从不同角度证明了社会网络在新产品扩散中的重要作用^[15-17]。

然而个体的社会网络较为隐秘且过于庞杂,很难通过问卷调查等方法获取。随着信息技术的广泛应用,个体之间的互动方式也由单一的面对面的交互,演变为电话、即时通讯软件等多种交互方式的同时进行。得益于此,个体的社会网络数据也在使用过程中被各类信息设备及软件记录下来。相比于调查问卷所获的数据,这些原始信息更加真实、客观和完整。

随着社会网络数据可获取性的提高,近年来在各类顶级期刊上开始出现此类研究,使该问题的研究有了突破性的进展。Christakis 和 Fowler^[18]基于一项 32 年跟踪研究所获的数据集,就社会网络中个体行为的同伴影响展开的一系列的研究,其研究表明,社会行为的影响力会传播到自身的三度好友。其中最具影响力的是关于肥胖症的研究,如果个体的好友、兄弟姐妹及配偶变肥胖,其变为肥胖的概率将会分别增加 57%、40%、30%^[10]。在此基础上,众多学者也投入到了同伴影响问题的研究之中,Bond 等^[8]在 2010 年美国国会选举期间,对六亿 Facebook 用户进行了随机对照实验。结果表明,好友在选举中的投票行为,会显著影响目标用户的行为,且强关系对个体行为在线上及线下的传播均有显著影响。Centola^[9]创建了一个由 1528 人参与的基于互联网的健康社区,通过对照实验,研究了网络结构对健康行为扩散的影响,个体行为在高聚类的规则网络中的传播比在随机网络中速度更快。随机网络中由于长程捷径的存在使信息传播比较快,而行为方式的传播恰恰相反。社会行为的传播要更为复杂,人们常常需要与多个人接触之后才会坚定地采纳某种行为。段文奇和孔立佳^[19]指出个体在选择电子商务平台的决策上,需考虑与其他用户的决策相协调,即受到其他用户决策的影响。已有研究在不同的情景下,验证了同伴影响对行为扩散所产生的作用,但已有研究并未对移动服务产品采纳行为的扩散进行深入的探讨。随着移动互联网的普及,用户使用服务产品的方式也逐渐从 PC 端向移动端转移,因此,对于移动服务产品的采纳行为仍需进一步探讨。

然而,此类研究往往很难区分个体同质性与同伴影响的作用,如何排除同质性所带来的内生性问

题成为一个重要挑战。具体来说,对于好友行为相似性的形成主要有两种不同的解释:1)个体在交友过程中倾向于选择具有同质性特征的个体,而同质性特征可能会带来相似的行为;2)好友间的相互影响导致行为的传播^[18]。因此,应对基于影响和基于同质性这两种行为传播的机理加以区分。已有文献对该问题的解决方法主要包括以下三类:1)随机试验(Random test),此方法在一定程度上识别了同伴影响的作用,但不能解释其因果关系^[20];2)实验室实验(Experiment),实验的设计难以完全控制相关因素,且成本高样本小^[21];3)实地实验(Field experiment),学者通过与 Facebook 等平台合作,在自然环境下开展大规模实验,此类研究通常具有极高的价值,但实验难度较大不易操作^[8]。鉴于上述方法的局限性,本文提出通过计量模型的方法来控制同质性的影响。

此外,已有研究虽然说明了个体之间的采纳行为存在同伴影响,但并未探讨不同社会网络结构所产生的作用。而在以社会网络结构为视角的研究中,学者们已经注意到社会网络结构会对产品扩散产生影响,如 Garber 等^[22]认为个体的网络结构会对口碑传播的作用产生影响。Lee^[23]从信息获取的角度,提出个体在社会网络中所处的位置会影响信息的获取,从而影响其消费决策。也有学者对网络的整体结构对产品扩散的影响进行了研究,相比于随机网络,聚集网络更有利于新产品的扩散^[24]。基于此,本文通过对个体局部网络五大指标的测量,将社会网络结构纳入分析模型中。而个体间的关系强度的差异也会使同伴影响产生不同的作用,已有学者研究证明,个体的采纳决策行为主要受到与其有较强联系个体的影响^[25-27],如朋友、同事、家庭成员,但并未对不同关系强度进行对比,因此本研究将探讨关系强度对同伴影响的调节作用。

综上所述,本文以同伴影响在移动服务产品扩散过程中的作用为研究问题,在已有研究的基础上,探讨个体社会网络结构对行为传播的影响,以及个体间关系强度对同伴影响的调节作用。在研究方法上,本文以国内某社交平台移动端的 100 余万用户的采纳行为数据为基础,通过数据分析,观察个体行为间的相关性,并运用倾向得分匹配的方法,进一步控制个体同质性因素所产生的内生性影响,以分析同伴影响的作用。

2 数据分析

2.1 数据描述

数据来自某社交网络移动端的用户使用数据。数据的抽样通过滚雪球抽样(Snowball sampling)的方法进行,首先随机选择一部分种子用户,再抽取这些种子用户的好友(一度好友),进而再抽样其好友的好友(二度好友)。通过滚雪球抽样方法得到的社会网络数据具有局部的完整性。数据集共包含

- 1)120 余万节点,1800 余条连接。其中焦点节点 5828 个,其局部网络结构是完整的。因此本研究是基于 5828 个焦点节点,及其 120 余万好友进行的;
- 2)用户的个体属性信息,包含有性别、年龄等人口统计信息,以及地理位置信息;
- 3)用户的使用行为数据,包括在 pc 端的登录行为,及移动端的采纳行为;
- 4)数据的时间跨度从 2012 年 9 月至 2012 年 12 月,共四个月按月汇总数据,如表 1 所示。

表 1 数据描述

变量	数据描述	最小值	最大值	平均值	中位数	标准差
Nfriends	好友数	11.000	997.000	238.284	208.000	153.337
Gender	性别(男-0 女-1)	0.000	1.000	0.488	0.000	0.500
Age	年龄	10.000	59.000	24.424	25.000	5.002
Experience	注册时间(月)	0.000	154.000	75.265	76.000	33.347
Citysize	登录地城市规模	2.210	5.520	4.774	4.930	0.667
LoginDays	登录天数(天)	1.000	60.000	18.398	20.000	10.888

该数据集的时间范围是从 2012 年 9 月至 2012 年 12 月,因为此时正处于用户对该产品采纳行为的爆发式增长期,对于用户行为之间的影响作用观察更为清晰。产品的初始发布时间要早于数据的起点时间,如图 1 所示,对于 9 月前已采纳该产品的用户,则无法判定其采纳的具体时间点,同时 12 月后仍存在未采纳的用户。因此,在本文的研究中,我们将数据集分为两部分,2012 年 9 月为第一部分做静态分析,2012 年 10 月至 2012 年 12 月的数据为第二部分做动态分析。

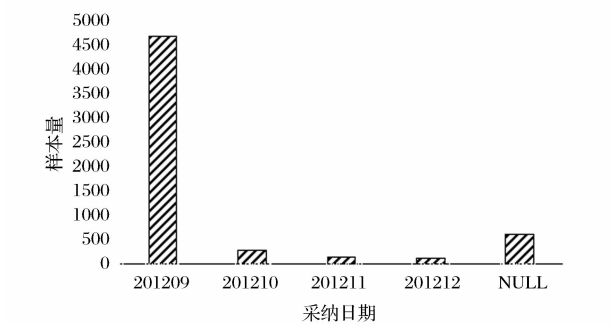


图 1 各月采纳用户数

2.2 数据分析

对于社会网络中个体的行为之间是否存在同伴影响,可以从两个方面来加以论证,即行为结果的相关性^[28]和行为时间的相关性^[20]。行为结果的相关性可以从个体之间采纳行为的相关性进行判断,通过对数据的分析,我们发现焦点个体的采纳比例与好友采纳的比例存在显著的正相关(图 2),这可以

作为同伴影响存在的一个有力的证据。而行为时间的相关性则是对同伴影响存在的加强,因为若同伴影响不存在,个体采纳行为发生的时间相互之间应该是独立的^[20]。而要对此进行验证,我们需要通过随机试验(Shuffle test)的方法来进行。1)计算出建立连接的个体之间采纳时间之差 Δt ; 2)依照总体采纳时间的分布,随机给定个体的采纳时间; 3)计算随机试验后的个体间采纳时间之差 $\Delta t_{shuffle}$; 4)分析 Δt 与 $\Delta t_{shuffle}$ 的差异。随机试验结果如图 3 所示,随机试验所得到的个体采纳时间之差要显著高于实验采纳时间之差,说明建立连接的个体间的采纳行为具有较高的时间一致性。

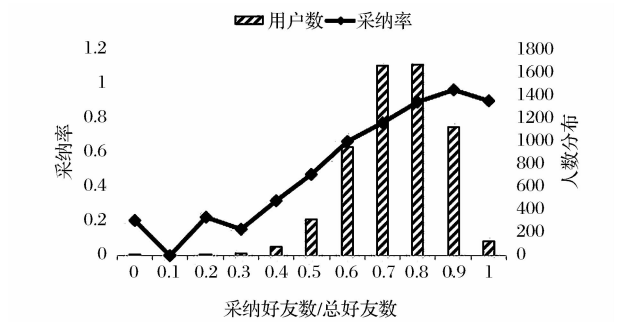


图 2 好友采纳比例与焦点个体采纳比例

通过分析,可以看到好友的采纳行为与个体的采纳行为之间有很强的相关性,但这种相关性并不能等同于因果关系。同质性是指个体更倾向于与自己相似的个体建立连接^[29],这就造成了选择偏差(Select bias),即好友采纳比例较高的个体,即使不

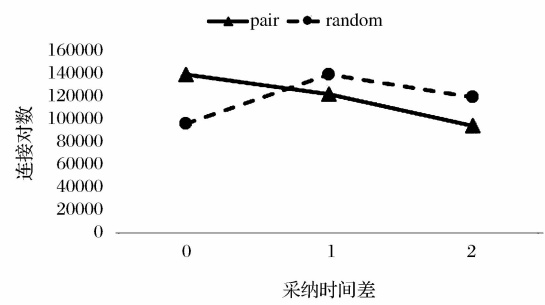


图3 好友采纳时间与焦点个体采纳时间差

考虑同伴效应的影响,其采纳行为发生的概率也会高于好友采纳比例低的个体,这是由于相似的个体属性所导致。但同质性和同伴效应通常会混杂在一起,无法直接判断。因此,需要通过一些方法来控制同质性,本文通过构建 PSM 来实现。

表2 网络结构系数

变量	数据描述	最小值	最大值	平均值	中位数	标准差
Avedegree	平均度	1.733	117.020	17.699	15.555	10.853
Cluster	聚类系数	0.000	1.000	0.469	0.476	0.140
Density	密度	0.006	1.933	0.133	0.104	0.118
Assort	同配系数	-1.000	1.000	0.231	0.238	0.213
Pathlength	平均最短路径	1.000	7.580	3.256	3.209	0.917

3.2 静态模型

因数据起点为 2012 年 9 月,因此在之前已采纳用户与其好友采纳行为的时间一致性我们无法观测到,但可以研究其行为的一致性。为确保研究的准确与完整,本文将数据分为两部分,即使用第一个月及后三个月的数据,分别进行静态与动态的分析。

本文使用倾向得分匹配 (Propensity score matching, PSM) 的方法来控制个体的同质性。PSM 常用作控制内生性,其理论框架是反事实模型 (Counter-factor model),对于处在干预组的个体而言,反事实就是该个体处于控制状态下的潜在结果,而这种潜在结果是无法被观测到的。因此需要对干预组个体在控制组中匹配相似个体,再观察其行为的一致性。相似是指这对个体具有相同的可能性受到该影响。

本研究首先将个体分为两组,即干预组 (Treatment group) 与控制组 (Control group),分组依据为个体的全部好友中采纳该产品的比例,若采纳比例高于 50%,说明同伴影响较强,为干预组,低于 50% 为控制组。其次构建 Logistic 回归模型,将个体特征 (A),网络结构指标 (Net),好友特征 (FA) 作为自变量,以个体是否受到较高的同伴影响 (≥50% 好友

3 计量模型

3.1 变量

3.1.1 网络结构

网络结构是个体属性的一个重要方面,在现有对本问题的研究中,并未考虑个体的局部社会网络指标,或只考虑度、密度等个别指标。本文将反映个体网络结构五个较为重要的指标都纳入了模型当中,如表 2 所示。

3.1.2 关系强度的测量

不同关系强度的好友对个体的影响力有着显著的差异。共同好友 (Common neighbor, CN) 是对个体间关系强度测量最为广泛,也是最为有效的方法之一。本文以焦点个体与好友间共同好友 (CN) 的人数作为关系强度的测量指标。

采纳) 为因变量,如公式 (1) 所示。通过 Logistic 回归,得出各变量系数,最后再将个体的所有指标代入回归方程中,即得出个体的倾向得分 P_i ,将干预组与控制组中得分相近的个体进行匹配,再对匹配后个体进行分析。

关系强度则通过共同好友数来测量,将与焦点个体的共同好友大于等于 1、5、10 的好友分别进行分析。

$$Y_i = \frac{\exp(\alpha_1 + \alpha_2 A_i + \alpha_3 Net_i + \alpha_4 FA_i + \epsilon_i)}{1 + \exp(\alpha_1 + \alpha_2 A_i + \alpha_3 Net_i + \alpha_4 FA_i + \epsilon_i)} \tag{1}$$

3.3 动态模型

静态模型只从个体与好友行为一致性的角度,部分的证明同伴影响,若能对时间一致性也进行证明,则能使同伴影响的证明更加充分。因此,我们构建了动态 PSM 模型,将后三个月数据逐月进行匹配,分析在这期间新采纳该产品的个体是否存在同伴影响的作用。

在动态模型当中,干预组为在该月内新采纳的个体,控制组为仍未采纳的个体。而我们在公式 (1) 的基础上,将个体好友中已采纳的比例 (Adopter) 作为自变量加入,因变量则为在该月内是否有好友采

纳该产品。

$$Y_{it} = \frac{\exp(\alpha_1 + \alpha_2 A_i + \alpha_3 Net_i + \alpha_4 FA_i + \alpha_5 Adopter_i + \epsilon_i)}{1 + \exp(\alpha_1 + \alpha_2 A_i + \alpha_3 Net_i + \alpha_4 FA_i + \alpha_5 Adopter_i + \epsilon_i)}$$

(2)

4 结果分析

4.1 Logistic 回归结果

根据公示(1)进行 Logistic 回归,其结果如表 3。15 个变量中仅 3 个变量不显著,说明变量的选取具有一定的解释性。

表 3 Logistic 回归结果

		估计值	标准误	P 值
个体属性 (A)	(Intercept)	−5.641	1.707	0.001***
	Gender	0.944	0.185	0.000***
	Age	0.025	0.015	0.101
	Experience	−0.006	0.003	0.049**
	Citysize	0.285	0.166	0.086*
好友属性 (FA)	Nfriends	−0.001	0.001	0.086*
	Genderpp	−1.780	0.531	0.001***
	Ageavg	−0.288	0.030	0.000***
	Regtimeavg	0.043	0.007	0.000***
	Citysizeavg	0.092	0.341	0.788
网络结构 (Net)	Logindaysavg	0.601	0.042	0.000***
	Avedegree	0.037	0.012	0.002***
	Cluster	4.339	0.821	0.000***
	Density	−3.827	0.719	0.000***
	Assort	−0.184	0.467	0.694
	Pathlength	0.308	0.109	0.005***

注:***、**及*分别表示在 0.01,0.05,0.1 的水平下显著

4.2 计算倾向得分并匹配

完成 Logistic 回归得到各变量系数后,将干预组与控制组的个体代入其中,计算倾向得分,结果如图 4 所示。干预组的得分要高于控制组,但两组存在重合的部分,我们需要对其重合部分进行匹配。

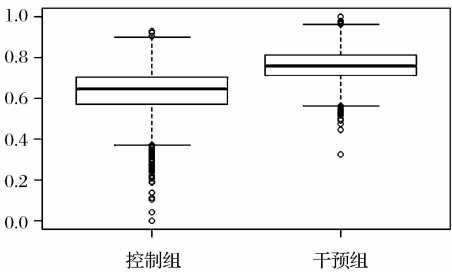


图 4 倾向得分计算结果

在不同的关系强度下,控制组与干预组的样本总数不同。在匹配过程中,为排除不相似的个体,需要对配对个体的得分差设置阈值。干预组个体得分为 p_i ,控制组个体得分为 p_j ,则只选取 $|p_i - p_j| \leq 0.01$ 的个体进行配对。因此最终配对的个体数要

小于任一组的样本量,如图 5 所示。

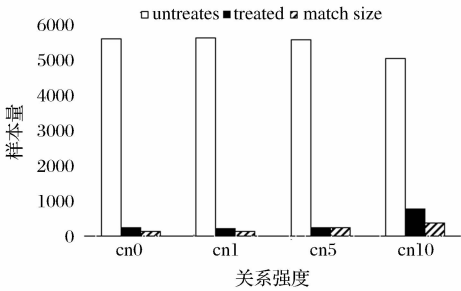


图 5 匹配的样本量

4.3 模型结果分析

将干预组与控制组个体进行 PSM 匹配后,是否控制有效控制了同质性,还需要与随机匹配的结果进行对比。如图所示,从 PSM 与随机匹配的对比结果中可以得出,在不考虑关系强度的条件下,随机匹配会混杂同质性因素,过高估计同伴影响的效应。而在控制了同质性之后,同伴效应带来的影响是有原来的 72%,说明同质性是新产品扩散问题中不可忽视的一个重要因素。同时,也说明了同伴效应在新产品扩散中确实存在,并起着关键性的作用。

当关系强度增加时,同伴影响整体呈递增趋势,如图 6 所示,说明关系强度对同伴影响具有正向的调节作用。关系强度高的好友,与焦点个体之间所产生的互动相对较高,也具有更高的影响力。但共同好友大于等于 1 处的同伴影响最弱,这可能是由于在排除一部分弱连接的好友后(无共同好友),可以将同质性更好的区分并加以控制,增大了同质性的解释水平。

动态模型的分析结果如图 7 所示,该结果表明个体间的采纳行为存在时间一致性,进一步说明了同伴影响存在一定的作用。

5 结语

本文通过对 120 余万用户采纳行为的计量分析,说明了同伴影响对采纳行为的重要作用,并验证了个体网络结构及关系强度对同伴影响的调节作用,同时,说明了在关于同伴影响的研究中,应注意区分同质性的作用,在本研究中,在控制个体同质性之后,同伴影响只有控制前的 72%。

本研究理论贡献主要包含以下几点:1)不同于

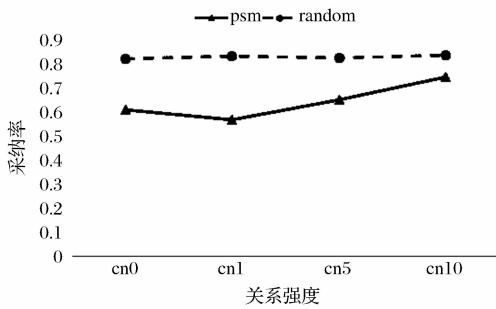


图6 静态模型分析结果

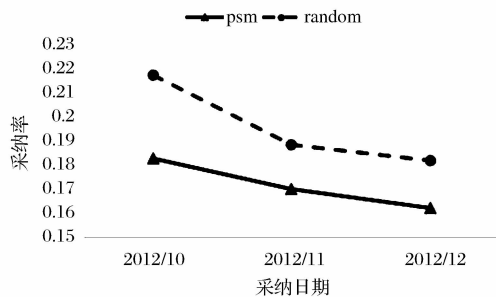


图7 动态模型分析结果

现有研究将微观的个体采纳行为与宏观的市场扩散过程相互独立,本文通过社会网络的视角,将个体层面的采纳行为与市场整体的产品扩散结果相连接。在国内的研究中,此类问题大多采用仿真方法进行,而本文提供了一个全新的视角将个体与市场扩散相连接;2)在研究设计上,现有文献大多采用仿真、调查问卷等方法,而本文以超过 120 余万用户的真实数据集,通过数据分析与计量模型的方法,将静态与动态模型相结合,使结果更加客观、真实与严谨;3)对于同伴影响相关研究,即同质性所带来的内生性问题是其面临的最大挑战,本文应用计量方法控制了部分内生性,使同伴影响的作用更加客观地被观察到;4)已有研究较少将网络结构、关系强度与个体属性等相结合,本文通过研究证明,关系强度高的个体间具有更高的同伴影响作用。

新产品的开发是企业竞争力的保障,但许多新产品在发布后却无人问津,相关研究显示超过 41% 的商业性新产品最终以失败收场^[6]。同时,随着信息技术的不断发展,个体之间的联系更加便捷,个体的决策变得越来越相互依赖,这种基于社会网络的交互作用将导致企业商业模式随之发生变化。对于企业管理者而言,如何利用用户间的社会网络关系促进产品的推广,对于新产品的成功与否起着愈发关键的作用。本研究的结果对企业如何利用社会网络来预测与促进新产品的扩散有着重要的借鉴意

义。企业管理者可增加产品的社交属性,使用户之间通过产品的联系更加紧密,增加用户粘性,同时可设定相应的激励机制促使用户将产品使用的相关信息向其社会网络中的其他个体进行传播,从而提高产品的扩散速度。

参考文献:

[1] Fourt L A, Woodlock J W. Early prediction of market success for new grocery products[J]. The Journal of Marketing, 1960, 25(2): 31-38.

[2] Mansfield E. Technical change and the rate of imitation [J]. Econometrica, 1961, 29(4): 741-766.

[3] Bass F M. A new product growth for model consumer durables[J]. Management Science, 1969, 15(5): 215-227.

[4] Peres R, Muller E, Mahajan V. Innovation diffusion and new product growth models: A critical review and research directions [J]. International Journal of Research in Marketing, 2010, 27(2): 91-106.

[5] 王光辉, 刘怡君. 网络舆论危机事件的蔓延扩散效应研究[J]. 中国管理科学, 2015, 23(7): 119-126.

[6] Barczak G, Griffin A, Kahn K B. Perspective: Trends and drivers of success in NPD practices: Results of the 2003 PDMA best practices study[J]. Journal of Product Innovation Management, 2009, 26(26): 3-23.

[7] 邵鹏. 消费者网络对试用产品的“商家—平台”合作机制的影响[J]. 中国管理科学, 2016, 24(2): 76-83.

[8] Bond R M, Fariss C J, Jones J J, et al. A 61-million-person experiment in social influence and political mobilization[J]. Nature, 2012, 489(7415): 295-298.

[9] Centola D. The spread of behavior in an online social network experiment[J]. Science, 2010, 329(5996): 1194-1197.

[10] Christakis N A, Fowler J H. The spread of obesity in a large social network over 32 years[J]. New England Journal of Medicine, 2007, 357(4): 370-379.

[11] 刘斌, 李磊, 莫骄. 幸福感是否会传染[J]. 世界经济, 2012, (6): 132-160.

[12] 李磊, 胡博, 郑妍妍. 肥胖会传染吗? [J]. 经济学(季刊), 2016, (2): 429-452.

[13] 陈庭强, 何建敏. 基于复杂网络的信用风险传染模型研究[J]. 中国管理科学, 2014, 22(11): 1-10.

[14] 刘霞, 董晓松, 姜旭平. 数字内容产品消费扩散与模仿的空间模式——基于空间面板模型的计量研究. 中国管理科学, 2014, 22(1): 139-148.

[15] Manchanda P, Xie Ying, Youn N. The role of targeted communication and contagion in product adoption[J]. Marketing Science, 2008, 27(6): 961-976.

[16] 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.
- [17] Conley T G, Udry C R. Learning about a new technology: Pineapple in Ghana[J]. *The American Economic Review*, 2010,100(1): 35—69.
- [18] 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.
- [19] 段文奇,孔立佳. 影响第三方支付新平台成功进入市场的关键因素[J]. *中国管理科学*, 2014(S1): 166—174.
- [20] Anagnostopoulos A, Kumar R, Mahdian M. Influence and correlation in social networks[C]// *Proceedings of the 14th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*, Las Vegas, Nevada, USA, Auglest 24—27, 2008.
- [21] Fowler J H, Christakis N A. Cooperative behavior cascades in human social networks[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2010,107(12): 5334—5338.
- [22] Garber T, Goldenberg J, Libai B, et al. From density to destiny: Using spatial dimension of sales data for early prediction of new product success[J]. *Marketing Science*, 2004,23(3):419—428.
- [23] Lee S H M. The role of consumers' network positions on information-seeking behavior of experts and novices: A power perspective[J]. *Journal of Business Research*, 2014,67(1): 2853—2859.
- [24] Choi H S, Kim H, Lee J. Role of network structure and network effects in diffusion of innovations[J]. *Industrial Marketing Management*, 2010, 39(1):170—177.
- [25] Lee J, Song J. Network topology and standards war: When does a new technology survive in the network economy? [J]. *Pan African Medical Journal*, 2003,19(6):109—109.
- [26] Tucker C. Network effects and the role of influence in technology adoption[R]. *Job Market Paper*, 2004.
- [27] Birke D, Swann G P. Network effects and the choice of mobile phone operator[J]. *Journal of Evolutionary Economics*, 2006, 16(1—2): 65—84.
- [28] Newman M E. Assortative mixing in networks[J]. *Physical Review Letters*, 2002,89(20): 111—118.
- [29] McPherson M, Smith-Lovin L, Cook J M. Birds of a feather: Homophily in social networks[J]. *Annual review of sociology*, 2001,27: 415—444.

Diffusion of Mobile Service Product Adoption: A Data-Driven Study

RAN Xiao-bin, LIU Yue-wen, JIANG Jin-hu

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

Abstract: With the continuous development of information technology, the communication between individuals becomes easier. Meanwhile, the emergence of various types of e-commerce platforms makes the decisions of individuals become more and more interdependent. The researches of innovation diffusion (starting from the classical Bass Model) focus on the diffusion process from the perspective of market level. However, the existing studies have some limitations, such as the completely connected network which divorced from practice, and the overlook of the heterogeneity between individuals. Thus, more researchers focus the innovation diffusion from the perspective from individual level, and connect individuals' adoption behavior with markets' diffusion results. And, this connection should not lack the help of social networks. Luckily, benefited from the improvement of accessibility of social network data, the studies are able to realize. This study focuses on the influence of peers on the individual behavior of new product adoption, and connects the individual behavior and market diffusion process via social networks. A unique dataset contains more than 1.2 million users' information is taken, which come from the biggest online social network in China. It has several information including a complete social network, individual attributes and adoption behavior. Firstly, a shuffle test is used to identify the peer influence. But, the endogenous from homophily can not be ignored. Then, the PSM model with both static and dynamic model is used to control the endogenous effectively. And the effect of peer influence is found to exist in adoption process. Furthermore, it accounts for 72% of the total factors. In addition, it is found that the network structure of individuals impacts the peer influence, and the relationship between the tie strength and peer influence has a positive moderating effect. A method and empirical evidence is provided for the future studies.

Key words: innovation diffusion; peer influence; social network; data-driven