

doi:10.19920/j.cnki.jmsc.2024.07.002

挖掘 B2B 电商平台的免费用户价值^①

——免费用户对付费用户的动态网络效应研究

李小玲¹, 汪玲漂¹, 白寅^{2*}, 李曼莉³

(1. 重庆大学经济与工商管理学院, 重庆 400044; 2. 天津大学管理与经济学部, 天津 300072;
3. 淘宝(中国)软件有限公司, 杭州 311121)

摘要: 随着网络经济的蓬勃发展, B2B 电商平台企业普遍采用免费增值的商业模式, 通过免费策略累积平台用户量, 并借助网络效应来促进卖家用户付费。尽管有关平台市场网络效应的研究层出不穷, 但免费用户的存在究竟会促进卖家用户付费还是阻碍其付费仍未可知。本研究从免费用户参与差异的动态管理视角, 探索了 B2B 电商平台背景下, 不同参与度的免费用户(广告引流的流量用户和已注册的常驻用户)增加对于平台卖家用户付费行为的动态影响。本研究利用 VAR 模型对某 B2B 电商平台 366 天的数据进行分析发现, 搜索广告引流的用户更能激励卖家用户的参与, 提升常驻卖家的数量; 而社交媒体广告引流的用户更有利于买家用户的参与, 提高常驻买家的数量; 但无论短期还是长期, 常驻卖家数比常驻买家数更能提升平台卖家付费意愿。

关键词: 免费模式; 用户资产管理; 网络效应; VAR 模型

中图分类号: C93 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-9807(2024)07-0019-15

0 引言

随着网络经济从追求规模走向精耕细作, “免费”的商业模式被重新审视, 曾经以追求用户数量扩张为目标的网络平台企业, 亟需探索实现盈利的新路径。纵观上市互联网平台公司 2021 年最新财报, 多家平台遭遇亏损, 如拼多多亏损 29.05 亿、携程亏损 6.47 亿、每日优鲜亏损 14.33 亿, 亟需寻求新盈利点来扭转亏损。媒体舆论和企业主关注的重点, 已从“免费模式吸引流量”向“刺激付费实现盈利”转变。这些网络平台作为市场参与者, 通过各种广告吸引双边客户(买家和卖家)加入平台并促进多边客户实现互动或交易来盈利^[1]。为了扩大盈利来源, 很多网络平台企业开始采用“免费增值”的商业模式(freemium mod-

el), 即为大多数用户(买家和卖家)提供免费的基础服务的同时, 为渴望使用高级功能的用户(卖家)提供额外的付费服务^[2], 例如 Amazon 的专业销售计划、阿里巴巴的诚信通会员计划、以及 eHarmony 的“Total Connect”计划^[3]。随着越来越多的网络平台采取“主打免费实现扩张”和“提高门槛促进付费”的双步走模式, 免费用户的增加是否能提高平台卖家的付费意愿, 成为平台企业实现可持续发展的首要议题。

以电子商务领域为例, 电商平台往往会投放大量的广告吸引新用户免费加入, 但这些免费用户的存在却会为平台收费的战略转型带来三大障碍: 1) 用户流失风险增加: 当用户习惯免费模式后, 平台服务从免费切换到付费时, 用户的支付意愿会降低^[4]。如 2006 年 5 月, 淘宝试图通过卖家

① 收稿日期: 2021-10-01; 修订日期: 2023-05-10。

基金项目: 国家社会科学基金资助重大项目(21ZDA026); 国家自然科学基金资助项目(71972021); 国家社会科学基金资助项目(22BGL119); 重庆英才项目(cstc2021ycjh-bgzxm0213); 中央高校基本科研项目(2021CDJSKCG20)。

通讯作者: 白寅(1981—), 男, 陕西西安人, 博士, 副教授。Email: baiyin@tju.edu.cn

的竞价排名实现盈利,但随后许多卖家形成了“罢市联盟”,导致这项服务黯然下线;2)卖家资源调整障碍:对于潜在付费对象(即平台卖家)而言,免费策略导致大量低忠诚度买家和竞争对手(卖家同行)的涌入,致使现有卖家的获客成本大幅上升,付费投入带来的收入不确定性增加,最终平台卖家的付费意愿大大削弱.正如在淘宝推出竞价排名之际,不少卖家反对的理由就是“竞价宣传的客单价越来越高且效果下滑”;3)多边用户关联效应:当网络平台向部分用户提供免费服务或给予补贴时,用户间的网络效应会吸引更多用户参与(强化效应)的同时^[5],更会令已付费用户产生对资源分配不当和潜在客户质量的担忧和不满(抵消效应),即平台的网络效应加剧了负面的关联反应.综上所述,谨慎权衡免费用户对平台参与者的影响,明确不同类型免费用户的动态网络效应,是提高平台上卖家付费意愿的基础.

尽管关于网络营销环境下平台策略和用户行为的研究取得了很大的进展,如分析网站浏览行为^[6]、搜索引擎访问行为^[7]和推荐代理^[8]等,但却少有研究从免费用户的作用机理的角度,分析网络平台背景下不同类型免费用户的增加如何影响其在双边用户市场中发挥的网络效应(如平台上卖家用户付费).有关免费用户在接受互联网平台服务时对其他参与者及平台的影响,仅有 Pauwels 和 Welss^[9]、Lee 等^[3]分析过电商平台不同收入来源间的关系.与此同时,付费意愿在网络社区和营销策略的文献中受到了极大的关注,学者们试图解释同伴影响的存在^[10, 11]以及平台企业营销活动对其产生的影响^[9, 12],研究者们普遍认为免费用户规模的扩大对于发挥网络效应、扩大付费用户规模和提升平台效益大有裨益.付费收入仅能反映相较静态的结果,而动态的核心竞争力的形成过程更为本质.因此,需要针对核心问题——不同类型免费用户的形成过程及其对卖家付费的作用机制展开分析.

为此,本研究提出了免费用户增加对促进平台内卖家付费是利还是弊的问题,通过分析不同类型的免费用户对平台内付费卖家增长的动态网络效应机制,探究了平台营销策略和免费用户参与对平台卖家付费行为和平台可持续竞争能力的影响.参考以往平台领域相关研究,本研究将不需

明确指定买卖双方身份的统一界定为用户(user),而需要指定其身份的买家或卖家则界定其身份.本研究选取了知名 B2B 电商平台 366 天的相关数据,使用 VAR 模型对三个基本假设进行验证,并通过脉冲响应函数(IRFs)来分析结果,本研究发现:1)就流量用户对常驻用户的影响而言:a)搜索引擎广告和社交媒体广告引流的用户数量的增加均可在短期内促进平台用户的注册行为,提高常驻用户数;b)搜索广告引流的新用户更能激励卖家用户的参与,注册成为常驻卖家;而社交媒体广告引流的新用户更有利于买家用户的参与,注册成为常驻买家;2)就免费用户对卖家付费的影响而言:a)搜索引擎广告和社交媒体广告引流的用户数量的增加并不能直接提升平台付费卖家的数量;b)常驻买家和常驻卖家数无论短期还是长期对卖家付费意愿均有直接影响,常驻卖家数比常驻买家数更能提升平台卖家付费意愿.

1 理论基础与研究假设

1.1 文献回顾

平台作为交易中介,主要通过支持两个或多个参与方之间的直接互动来创造价值^[13].在互联网环境下,平台企业的快速成长得益于网络效应的存在,即平台一侧参与者的价值会随着同一侧或另一侧参与者数量的增加而增加^[14].网络效应往往会造成“赢家通吃”的局面,即市场进入壁垒高,竞争强度低^[15].电子商务领域的巨头阿里巴巴和 eBay 凭借强大的网络效应构建起庞大的用户基础,成为目前最具竞争力的巨型电商平台^[16].网络效应的研究分为两个流派:一个流派的研究力图证明网络效应的存在及强度,另一个流派的研究意在挖掘网络效应的影响因素.验证网络效应在平台背景下的存在与强度的研究,例如 Zhou^[17]证实由于双边市场存在积极的网络效应,若更少的买家采用平台,意味着更少的卖家会加入平台.Chu 和 Manchanda^[14]发现在 C2C 电商平台内,买方市场的增长存在较微弱的正向网络效应,卖方市场存在间接的网络效应,而双边市场之间却表现出显著且强烈的正向交叉网络效果.另一些研究关注网络效应能否创造价值的影响因

素^[2, 18, 19]. 通过梳理现有文献,本研究总结影响网络效应效果的因素主要有两个:一是网络结构,其中包括用户数量^[19, 20]、用户间的联系^[21]、用户异质性和其他相关特征^[18];二是用户在网络上的行为,包括机会主义行为、名誉信号、信任感以及双边市场中的价值创造与获取^[18, 22].

尽管上述网络效应影响因素的研究为平台背景下的网络效应提供了有价值的见解,但本研究希望专注于和发现免费用户对平台用户结构的影响,这有利于挖掘和深化平台双边市场的理论和实践创新.对于平台企业而言,不同参与度的用户(例如访客即流量用户、注册用户、付费用户)为平台带来的价值并不相同.因此,研究者们应当分别讨论参与度高低不同的用户之间是如何相互影响,才能全面认识他们对于平台的影响和价值^[9].用户参与的理论也为本研究提供了相应研究支撑,如 Eigenraam 等^[23]发现高参与度的用户因其参与行为对他人的刺激或共鸣,比低参与度的用户更具影响力和价值.应用到本研究关注的平台市场,免费用户的参与度也是不同的,既有通过广告引流的低参与度的流量用户,也有已在平台注册的高参与度的常驻用户.然而并没有研究明确回答,这些不同参与度的免费用户数量对于平台付费用户数量的动态影响.

以往的一些研究开始关注平台的免费增值(freemium)策略,用户可以免费获得产品或服务的基本版本,并通过支付一定费用切换到具有附加功能的高级版本^[24].免费增值策略对平台的吸引力在于,可以吸引平台站外大量的流量,促使他们直接访问站内的常驻商家或用户的内容,这是非常高效的营销模式^[25].在这种策略下,平台面临的一个关键挑战是确定如何在涌入大量免费用户的情况下,增加购买付费版本的用户数量.因此,现有的一些研究开始关注免费产品的优化设计和优质产品的定价问题^[26],以及如何动态调整免费产品数量以获得最大收益的问题^[27].但是本研究选择从平台的用户结构角度切入,关注平台中免费用户数量的变化如何影响付费卖家的数量.本研究关注的这种免费用户策略和以往研究中的免费产品策略的作用机制是存在差异的(见表1).首先,在策略的关注对象上,免费用户策略

更关注用户本身,而免费产品策略则更关注产品和服务;其次,在策略的覆盖范围上,免费用户策略覆盖范围广,既包括广告引流的流量用户也包括平台的常驻用户,而免费产品策略只覆盖使用了免费产品和服务的常驻用户.最后,在策略的盈利模式上,免费用户策略是以“流量用户-常驻用户-付费用户”的模式,而免费产品策略是以“免费产品和服务设计-用户态度和意愿-用户付费”的模式.因此,研究者和实践者们都亟需探究不同参与度的免费用户数量对付费卖家数量所产生的动态网络效应及其内在影响机制.

表1 免费用户策略和免费产品策略的机制区别

Table 1 Mechanism difference between free user strategy and free product strategy

区别	免费用户策略	免费产品策略
关注对象	用户(包括流量用户和常驻用户)	产品和服务
覆盖范围	覆盖范围广,既包括广告引流的流量用户也包括平台常驻用户	只覆盖已经使用了免费产品和服务的常驻用户
盈利模式	流量用户-常驻用户-付费用户	免费产品和服务设计-用户态度和意愿-用户付费

平台的相关文献一直关注和强调需要研究免费用户的作用和影响.已有研究的主要发现有,大量的免费用户会吸引更多的广告商进入平台^[28, 29],进而增加平台的广告收入.然而,平台市场实践已经发生创新,付费服务和产品的丰富和升级,为进一步将常驻用户转变为付费用户提供了基础.譬如,LinkedIn 等社区免费提供其网站的基本版本,功能有限,而高级版本则具有增强的功能.在应用程序市场相关的研究中,学者发现在了解 APP 不同功能的价值后,有些用户会选择免费使用基本功能,有些用户则付费解锁增强功能,这个过程就涉及用户的付费订阅的意愿^[30].除了受功能范围的影响外,Bapna 和 Umyarov^[10]通过大规模随机试验证明了因果同行效应的存在,即付费订阅者会影响他们的非订阅者朋友的付费意愿.既免费用户会受付费用户的吸引和影响,这也会推动新的免费用户转换为付费用户的倾向^[28].此外,Gu 等^[24]发现高端产品线的扩展也有助于将免费用户转化为付费用户.因此,本研究的实践

基础是,平台市场通过免费提供产品或服务,最大限度地扩大其用户基础,然后借助付费服务和产品的升级,利用双边网络效应向平台市场中的卖家收费^[31]. 基于此,本研究致力于进一步探索,免费用户数量和结构对平台付费卖家数量的网络效应.

虽然相关文献按照角色对免费用户进行了分类,例如免费读者与付费广告主、新加入买卖方与原有买卖方、用户端与 APP 端等^[2, 9, 22, 32],但用户的参与程度体现了他们的动机(信息搜索、交易寻求、风险规避、平台承诺等),而这又将对其他平台参与者的承诺和行为有不同程度的影响^[33]. 因此,本研究选取用户参与程度作为免费用户的划分标准,以行为动机为依据,对免费用户进行分类,关注不同参与程度的免费用户数量对网络效应的影响,揭示了免费用户进入平台为付费卖家带来的机遇与挑战,进而说明在平台生态系统中不同参与程度的免费用户及其动态互动对于平台卖家付费的影响及其机制.

1.2 免费用户分类法

用户在参与平台活动的过程中将按照流量用户 - 常驻用户 - 付费用户的“参与阶梯”演进,“阶”的划分依据是参与行为的转变,如图 1 所示. 其演进机制可概括如下:对于没有交易经验的流量用户而言,由于其难以判断交易对象和平台的可靠性,其往往更依赖于社交媒体或搜索引擎等信息聚合类媒体来寻找高质量、高匹配度的买家或卖家^[32]. 而这些媒体往往被平台企业等广告商投放的广告充斥,当流量用户点击这些广告进入平台并完成注册后,其身份便转化为正式的常驻用户(常驻卖家或常驻买家),此后不断积累交易经验,增强自己的交易能力. 对平台的常驻卖家而言,由于市场上有着大量的竞争对手,其往往会不遗余力地与潜在买家建立联系,以期先于竞争对手抢夺高价值的用户资源. 为此,其极有可能购买平台的会员服务成为付费卖家,以获取会员身份所带来的信息优势和名誉价值,享受更高的点击量和美誉度^[3].

处于用户“参与阶梯”第一位的是流量用户,即未在平台进行注册的匿名用户,属于平台的外部参与者. 由于缺乏平台交易经验和记录,其往往会选择在搜索引擎、社交媒体等免费的信息聚合

渠道搜索产品相关的信息^[3],在浏览和筛选信息的过程中,可能会点击广告进入电商平台,继续搜索相关信息或进行交易. 流量用户的存在对于付费卖家而言利弊兼有,“利”在于其所传递的市场信息具备参考价值,“弊”在于其自身具有的交易不确定性会带来一定的风险. 具体而言,风险的产生是因为流量用户进入平台所需的获客成本是固定的,付费卖家往往需要投入大量的营销努力来换取用户的点击. 但是,由于流量用户尚未注册且身份模糊,平台卖家缺乏对其互动目的和购买偏好等基本特征的了解,未明确身份的流量用户会徒增付费卖家的营销成本,导致卖家难以选择合适的营销策略和手段,导致交易达成的可能性降低. 众所周知,收益是收入与成本的差值,流量用户的点击要求卖方付出一定的成本,却无法保证一定带来收入,这便给平台卖家带来了收益不确定性的风险. 但是,卖家们可以通过对流量用户的行为数据进行分析,以了解其行为背后所反映的市场需求和趋势变化. 因此,流量用户的行为在无形中向付费卖家传递了一种信息影响,使其了解到市场需求趋势的变化,为其决策提供依据.



图 1 平台用户的“参与阶梯”

Fig. 1 “Participation ladder” for platform users

流量用户注册后不断积累自身的交易经验,成为平台的常驻用户,由外部参与者转变为内部参与者. 常驻用户是利用平台的免费入驻门槛而进入平台经营的商家或者设定了用户账号的买家. 其有稳定的账号和平台交易记录,便于为交易对象提供信息参考以降低风险;其多次登陆并与交易对象互动,比流量用户与平台的关系具有更强的重复性和忠诚度^[34]. 常驻用户的这一特点在一定程度上降低了交易风险,稳固了平台市场,塑造和巩固平台的交易规范形成,确保了平台的长期稳定发展. 但常驻卖家的增加,也会在一定程度上激化卖家间的竞争. 常驻卖家之间的竞争,会促使他们更希望先于竞争对手与高质量的目标买家建立和保持联系. 因此,部分力图获取竞争优势的卖家会选择成为付费会员,利用其所提供的高级

功能探查竞争对手的动态,调整自身广告策略,以更好地迎合市场需求^[3],抢先一步获取高质量的买家资源。

综上所述,平台不断地发展,得益于流量用户的信息性影响和来自常驻用户的规范性影响^[35]。流量用户缺乏持续和稳定的交易动机,而常驻用户(买家和卖家)却能塑造平台持续交易的规范。常驻用户显示的入驻年限和交易好评率便于交易对象在进行交易时评判其能力和信誉^[36, 37]。常驻买家和卖家数量增加也说明网络平台能获得更多的买家和卖家的认可,因为其愿意接受平台的监管和评价^[34]。卖家付费则实现平台的可持续盈利,主要有两个原因:一是卖家通过成为付费会员来提升自身获取额外市场信息的能力,尤其是需要借助平台的增值分析服务才能了解到的市场信息^[3]。全域市场常驻买家的点击和浏览,能更全面地刻画出市场需求信息和市场增长机会,使得“付费”作为信息渠道的价值增加^[34];二是付费卖家的认证标记反映了他们对自身能力和质量的信心。付费卖家支付的沉淀成本,通常作为交易保证金,向市场潜在用户提供高交易能力和质量保证的决心信息。付费卖家愿意一次支付较长期限(如一年)的优先权服务费用(如卖家身份标记、竞价广告的优先显示权、竞争对手和客户分析的升级市场报告等),往往是由于其具有更高的忠诚度,且其参与行为通常更为活跃^[38]。分析免费用户对付费用户的影响,需要根据免费用户的参与类型和作用进行分类,本研究将免费用户的分类及特征总结为表2内容。

表2 免费用户分类及特征

Table 2 Classification and characteristics of free users

分类依据	流量用户	常驻用户
行为特征	尝试性行为	重复的忠诚性行为
与付费卖家的关系	外群体 Out-group	内群体 In-group
为付费卖家带来的风险	收益不确定性	常驻卖家带来激烈的市场竞争
为付费卖家带来的好处	最新市场需求和趋势的信息	常驻买家带来低风险的交易机会
对付费卖家的影响	信息性影响	规范性影响

1.3 研究假设

电子商务平台吸引流量用户的方式主要有两种:搜索引擎广告和社交媒体广告,来自这两种渠道的流量用户具有不同程度的目标明确性和购买意愿,进而会对常驻用户产生不同的影响,最终改变付费卖家所处的市场环境。

通过搜索广告进入平台的流量用户是指那些主动在搜索引擎中搜索特定的产品或平台,比较搜索引擎中显示的结果(即参考信息),而后点击特定的广告进入交易平台的未注册用户。该用户群体目标明确,在搜索时有很强的信息搜索导向。此外,搜索广告引流带来的用户往往是自发使用关键词去检索信息,关键词的使用反映了他们已具有一定程度的产品认识^[29],主动搜索的行为进一步说明这类用户具有更强的购买或观察倾向^[39]。综上,搜索广告引流的新用户具有更强的目标明确性和交易意愿。

社交媒体为企业提供了一个直接与终端用户进行沟通和互动的渠道,因此许多企业将其作为发布广告信息和收集用户反馈的平台,通过社交媒体与用户建立和加强联系^[40],电商平台也不例外。因此,在浏览社交媒体内容的过程中,用户可能会看到电商平台发布的广告,以及社交网络中的好友或意见领袖等他所信任的人围绕平台及其广告的评价,产生兴趣并参与相关讨论^[37],最终点击广告进入平台。被社交网络中的广告推荐是相对被动和随意的浏览行为,因此社交媒体引流的流量用户具有较为模糊的信息搜索目标和较弱的交易意愿。因为用户登录社交媒体的目的是进行社交而非购物或营业^[41],在点击社交媒体广告前对产品买卖可能并无强烈需求,因此认为其信息搜索目标较弱且深度浏览需求不高。相比于社交媒体广告吸引来的流量用户,搜索广告带来的流量用户在搜索时更明确自身需求^[39],搜索的关键词更具体和准确,从而使搜索结果符合实际需求的可能性更大,那么最终交易的概率也相对更高。对于卖家而言,这些用户中包含极具价值的潜在买家,因为在付出同等成本的前提下,能够带来更高的营销回报。因此,当搜索广告来的新用户数量增多时,平台常驻卖家将进行更积极的营销努力来吸引这部分高潜力用户。基于此,本研究提出如下假设:

假设 1 相比于社交媒体引流的流量用户, 搜索广告引流的流量用户增加可以更有效地激发常驻卖家数量的增加。

虽然点击社交媒体广告进入平台的流量用户购买潜力较低, 但他们在交易平台之外的行为可能会间接提高卖家的收入。正如前文所述, 电商平台可能会选择社交媒体网站发布广告信息, 进而吸引到这部分流量用户^[42]。流量用户点击社交媒体广告进入平台说明产品或平台的网络口碑很多, 且在内容上倾向是积极正面的, 从而吸引到这部分用户的注意。这样的口碑意味着买卖双方对平台的交易质量感到满意, 才使得交易量和口碑传递出积极的市场认可信号^[43]。当这一信号通过网络效应不断传播时, 买家相信平台可以保证高质量的交易。同时, 社交网络承载着朋友和熟人关系, 提高了信息的可信度^[44]。因此, 这个信号能够激发流量用户对于平台的关注和信任, 促使其入驻平台搜索产品或进行交易, 提升电商平台常驻买家数量。综上所述, 社交媒体广告来的流量用户可以提升电商平台上互动和交易的常驻买家数量。相比之下, 搜索广告引流的流量用户的搜索行为往往独立于其他买家, 为其他买家提供直接参考信息的能力较弱。基于上述原因, 本研究提出如下假设:

假设 2 相比于搜索广告引流的流量用户, 社交媒体引流的流量用户增加能在更大程度上激励常驻买家数量的增加。

相比于已注册的常驻用户, 流量用户向平台和卖家传递着更高的不确定性^[45]。流量用户是被广告吸引才进入的平台, 虽然他们发生了搜索和浏览行为, 但是他们并没有在平台进行注册, 缺乏对平台企业的认同并选择不与平台企业建立稳定的联系, 所以流量用户在平台市场中的参与度和对平台的忠诚度都较低。相比之下, 已注册的常驻用户交易可能性和重复浏览可能性都会明显高于流量用户。这意味着对于更加关注潜在交易伙伴的稳定性和长期价值的付费卖家而言, 对比常驻用户, 流量用户的价值更低。根据双边市场理论强调的, 卖家和买家会受到交易对方价值的吸引而加入网络^[2]。因此, 这些流量用户对卖家的网络效应的作用效果是不明显的, 而常驻用户往往会通过重复性的浏览和交易等行为促进各市场主体

间的互动, 从而塑造和强化市场规范^[34]。综上, 常驻用户数量增加能够刺激更多卖家购买付费服务的意愿, 而流量用户数量的增加对卖家购买付费服务意愿的影响并不显著。

除了关注流量用户数量对卖家付费意愿的影响, 本研究还希望进一步探讨已注册常驻用户(包括常驻卖家和常驻买家数量)对于付费卖家数量的影响(具体研究框架见图 2)。根据双边市场理论, 常驻用户可以区分为常驻买家和常驻卖家。平台市场中常驻买家数量的增加, 带来了更大的购买力, 使得常驻卖家有动机去购买付费服务进而在平台市场中获得更多的交易机会。因此, 常驻买家数量的增加会跨边吸引更多常驻卖家去购买付费服务。但是更多的常驻买方意味着更大市场需求, 这可以提高常驻卖家在供给侧的信心, 此时这种跨边吸引的作用效果可能会被削弱。常驻卖家数量的增加, 导致常驻卖家之间的同边竞争更加激烈, 为了提升自己的核心竞争力, 常驻卖家会有更强烈的动机去购买付费服务进而抢占市场份额。此外, 常驻卖家数量的增加会通过网络效应带来更多的买家和卖家的加入平台市场, 使得平台市场的双边用户基数增多^[2]。此时双边用户的互补需求所激发出来的网络效应也使得平台的商业模式愈发完善, 因此, 常驻卖家会更加信任平台更可能做出长期共同成长的承诺而购买付费服务^[3]。综上, 常驻卖家数量增加的同边竞争的作用力量会比常驻买家数量增加的跨边吸引作用力量更大。基于以上论述, 本研究提出如下假设:

假设 3a 常驻卖家数量的增加比常驻买家数量的增加, 更能促进付费卖家数量的增长。

假设 3b 流量用户数量的增加对付费卖家数量无显著影响。

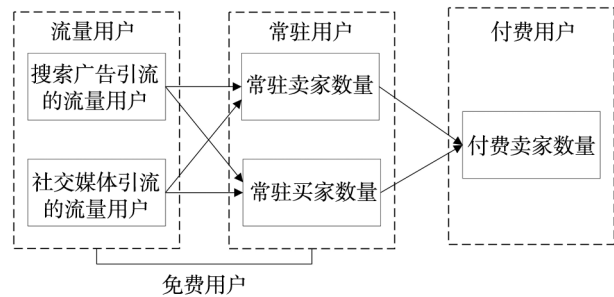


图 2 研究框架

Fig. 2 Research framework

2 数据收集与变量测量

2.1 数据来源

本研究收集了全球著名的某 B2B 电商平台历时 366 个有效天数的数据,并通过对企业经理进行采访,确保搜索广告和社交媒体这两种广告策略可以代表这一时间段内企业的主要广告策略,且在数据期内平台没有针对卖家的营销策略,即可以认为卖家的付费决策在很大程度上是由其对双边市场中买卖家所构成的市场环境的感知所决定的.该 B2B 电商平台成立于 1999 年,目前为汽车零部件、服装、个人护理产品、时尚产品、食品等 45 个行业的小企业提供进行线上交易的平台.为了实现平台双边用户数量的增长,平台企业在许多门户网站和搜索引擎上投放了广告,并利用社交媒体与用户互动,例如,在新浪微博这一社交平台上,企业账号拥有超过 82.7 万粉丝,关注着平台的营销信息和未来发展.此外,该平台也通过意见领袖和自媒体等渠道发布广告,成功吸引了大量潜在用户(包括买家和卖家)的注册.搜索广告和社交媒体策略是平台自 2004 年以来采取的

两种主要策略,平均每天为平台贡献了 70% 的潜在用户.

2.2 变量测量

本研究是从平台企业视角展开,搜索广告和社交媒体广告是由平台企业广告部门投放.为了确定哪些渠道最能引导用户进行购买决定或最终转换,一些主流研究多采用最后点击的归因模型,将转化价值归功于用户在进行购买或转化之前与之互动的最后一个渠道^[46, 47, 48].因此,本研究参考了相关研究的归因模型,根据用户最后点击的广告渠道类型对流量用户进行归因分类,而不追溯到用户之前触达的多个广告渠道.各变量的具体测量如下:1) 搜索广告策略 (SEARCH):某一天内点击搜索广告链接进入平台的用户数;2) 社交媒体广告策略 (SMA):某一天内点击平台在合作网站投放的社交媒体广告链接而进入平台的用户数;3) 常驻卖家数量 (SELLER):某一天该 B2B 电商平台上注册卖家的数量;4) 常驻买家数量 (BUYER):某一天该 B2B 电商平台注册买家的数量;5) 付费卖家数量 (PERFORM):平台当日新增付费卖家数量(各变量的描述性统计见表 3).

表 3 各变量的描述性统计

Table 3 Descriptive statistics of variables

变量	平均值	最大值	最小值	标准差	转向常驻买家的转化率/%
搜索广告策略 (每日新进用户数)	2 876	5 021	506	788.464	0.320
社交媒体广告策略 (每日新进用户数)	4 629	9 683	0	2 315.218	0.540
常驻卖家数	419 002	718 264	36 410	150 501.300	
常驻买家数	23 650	145 278	1 346	17 339.790	
付费卖家数	339 448	393 776	277 546	31 048.680	

2.3 模型建立

本研究采用向量自回归 (vector auto regressive, VAR) 模型来测量和检验各变量之间的关系,每个变量都受到其他变量和其自身滞后效应的影响. VAR 模型将每个变量视为潜在的内生变量,特别适合在不做严格识别假设的情况下捕捉特征变量之间动态的复杂关系.利用 VAR 模型中的待估参数,可以推导出一个变量的冲击对其他变量的长期影响.

本研究中 VAR 模型的建立遵照标准流程,步

骤如下:1) 稳定性检验:对研究中选取的变量进行单位根检验,执行 Augmented-Dickey-Fuller (ADF) 单位根检验来确保单位根满足 Enders^[49]提出的零假设.根据 Dekimpe 和 Hanssens^[50]所描述的实证分析标准,判断变量是否为平稳的时间序列,从而进一步检验是否存在协整关系;2) 根据上述检验结果,本研究选择变量的一阶差分进行估计,同时控制用户基数水平和时间趋势基本恒定,控制星期和因变量的滞后阶数;3) 利用 AIC 和 Schwarz BIC 法则 (AIC = 91.643, SC = 92.227) 确

定 VAR 模型的滞后期为四阶滞后,且拟合良好.上述步骤在 Dekimpe 和 Hanssens^[50] 的论文中有详细描述;4) 推导出脉冲响应函数 (IRFs). 本研究使用脉冲响应函数来分析变量间的短期和长期效应,以及买卖家数量的变化对于提升平台收入和能力的影 响. IRFs 能够追踪每一个标准差的冲击对因变量的影响,并通过冲击的积累来分析长期影响. 在 Dekimpe 和 Hanssens^[51] 研究的基础上,本研究使用广义 IRFs (即时冲击),以确保回归结果不受到变量排序的影响且兼顾了同期效应. 根据 Dekimpe 和 Hanssens^[51]、Nijs 等^[52]、Trusov 等^[41] 以及 Joshi 和 Hanssens^[53] 的方法,本研究也将冲击的持续时间 (最大为滞后期数 k) 设

为 IRF 值满足 t 统计量大于 1 的最后一个周期,即变量显著性的判定标准是其 t 值是否大于 1,若 t 值大于 1,则结果显著,反之则不显著.

本研究提出了一个包含五个变量的 VAR 模型来研究如下变量间的动态相互作用:搜索广告策略 (SEARCH), 社交媒体广告策略 (SMA), 常驻卖家数量 (SELLER), 常驻买家数量 (BUYER) 和付费卖家数 (PERFORM). 外生变量包括: 1) 截距 C ; 2) 时间趋势变量 T , 用以捕捉五个变量之外随时间变化的外生趋势; 3) 表示星期几的变量 D , 反映是否为工作日所导致的外生时间趋势; 变量的即时效应由残差的方差—协方差矩阵 Σ 表示. 建立 VAR 模型如下

$$\begin{bmatrix} SERACH_t \\ SMA_t \\ SELLER_t \\ BUYER_t \\ PERFORM_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} C_{SEARCH} \\ C_{SMA} \\ C_{SELLER} \\ C_{BUYER} \\ C_{PERFORM} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \delta_{SEARCH} \\ \delta_{SMA} \\ \delta_{SELLER} \\ \delta_{BUYER} \\ \delta_{PERFORM} \end{bmatrix} \times T + \begin{bmatrix} \gamma_{SEARCH} \\ \gamma_{SMA} \\ \gamma_{SELLER} \\ \gamma_{BUYER} \\ \gamma_{PERFORM} \end{bmatrix} \times D + \sum_{j=1}^J \begin{bmatrix} \theta_{11}^j & \theta_{12}^j & \theta_{13}^j & \theta_{14}^j & \theta_{15}^j \\ \theta_{21}^j & \theta_{22}^j & \theta_{23}^j & \theta_{24}^j & \theta_{25}^j \\ \theta_{31}^j & \theta_{32}^j & \theta_{33}^j & \theta_{34}^j & \theta_{35}^j \\ \theta_{41}^j & \theta_{42}^j & \theta_{43}^j & \theta_{44}^j & \theta_{45}^j \\ \theta_{51}^j & \theta_{52}^j & \theta_{53}^j & \theta_{54}^j & \theta_{55}^j \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} SERACH_{t-j} \\ SMA_{t-j} \\ SELLER_{t-j} \\ BUYER_{t-j} \\ PERFORM_{t-j} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_{SEARCH,t} \\ \varepsilon_{SMA,t} \\ \varepsilon_{SELLER,t} \\ \varepsilon_{BUYER,t} \\ \varepsilon_{PERFORM,t} \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中 t 以天为单位, j 代表滞后阶数 (由 AIC 法则确定), ε 是分布为 $N(0, \Sigma)$ 的白噪音, C, δ, γ 和 θ 为待估参数. 由于 VAR 模型参数本身无实际意义^[54], 因此需要分析脉冲响应函数 (IRFs), 并在模型基础上计算弹性, 以确定变量间效用的大小和显著性.

3 验证过程及结果

根据模型参数选择标准, 本研究采用了四阶滞后期的 VAR 模型, 并利用 IRF 来确定平台广告策略、免费用户数量和付费卖家数量之间的短期和长期动态互动过程. 首先, 本研究探究了搜索广告和社交媒体广告策略对于平台内常驻买家和常驻卖家数量产生影响的动态机制和效应 (见图 3). 其次, 本研究利用 IRF 测量了常驻买家和卖家数量的一个标准

偏差冲击对于平台可持续竞争力的增量效应 (见图 4), 最后, 本研究测量了平台广告策略对于付费卖家数量的长短期影响 (见图 5). 为了估计不同影响因素的长期和短期影响效应, 本研究在估计 VAR 模型的 IRF 估计值的基础上进行分析^[55]. 参考经典的 VAR 模型的方法, 需要将每一个变量的溢出效应累计转换为弹性系数, 才能有效地对比不同变量对指定变量影响大小的比较. 营销研究中使用的 VAR 模型分析, 还需要根据 t 值 < 1 的标准来判断每一脉冲响应值是否显著不等于 0^[56, 57]. 本研究参考 Trusov 等^[41], 采用以下公式计算弹性

$$\eta_{arc} = \frac{\Delta y}{\sigma_x} \times \frac{\bar{X}}{\bar{Y}} \quad (2)$$

上述是标准的弹性计算公式, 除了 σ_x 替代了 ΔX , 这是因为 σ_x 是 X 用于形成脉冲响应值 IRF 的改变值.

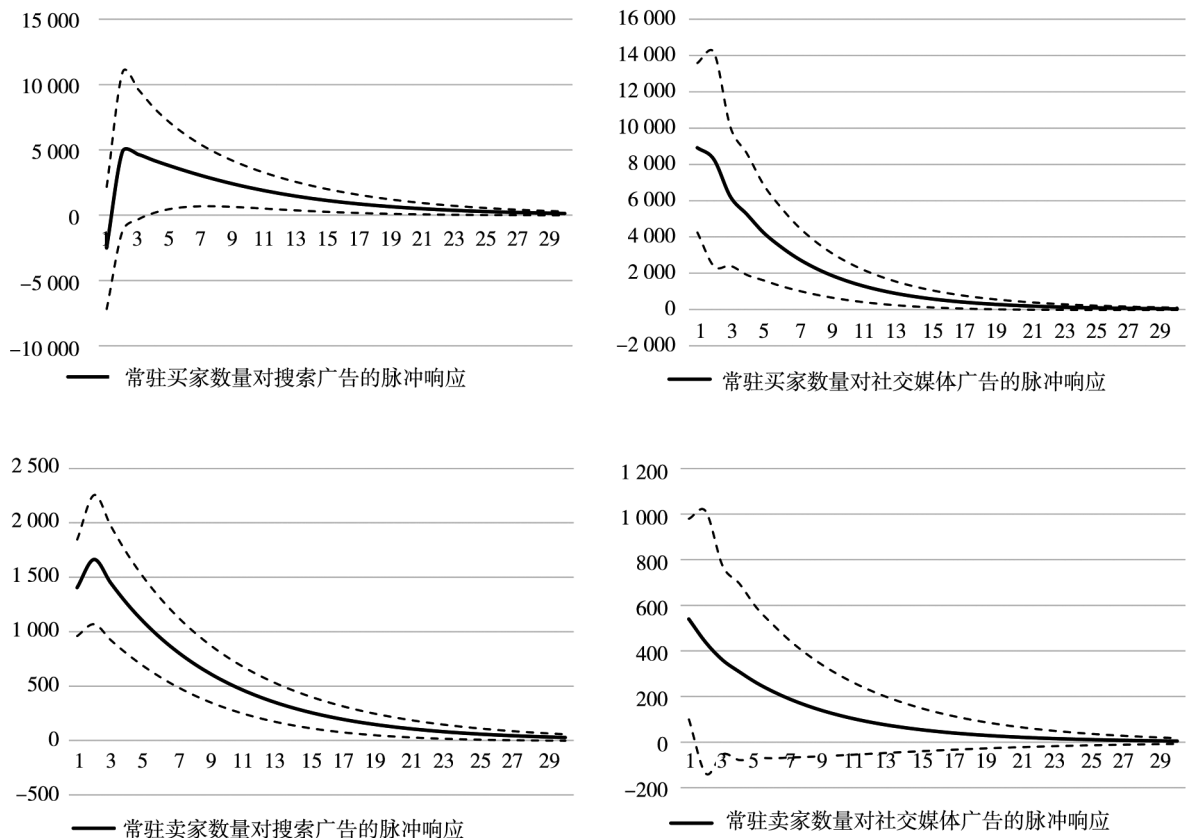


图3 平台广告策略对买家数量和卖家数量的脉冲响应

Fig. 3 Impulse response of platform advertising strategy on the number of buyers and sellers

3.1 广告策略与用户行为

模型结果表明,不同的广告策略对平台内双边用户数量的增长有不同的影响(见表4)。首先,模型结果支持了假设1,无论长期还是短期,搜索广告在刺激常驻卖家数量增长上的效用都高于社交媒体广告。长期来看,搜索广告对于常驻卖家数量的效用弹性为0.3563 ($t = -2.9246$),社交媒体广告的长期效用却并不显著(弹性=0.1962, $t = -0.9594$),因此搜索广告引流的新用户进入平台对于提升平台常驻卖家数量有着更显著的长期影响。短期来看,搜索广告和社交媒体广告都能显著提高平台常驻卖家数量,但搜索广告效用弹性为0.3856,大于社交媒体广告的效用弹性0.2401,因此短期来看搜索广告同样更胜一筹。

其次,比较不同类型广告策略对于常驻买家数量的影响,发现无论在短期还是长期,社交媒体广告的效用弹性都显著高于搜索广告。长期来看,社交媒体广告对于常驻买家数量的效用弹性(0.0189)是搜索广告(0.0071)的27倍,因此假

设2成立,即社交媒体广告能够在长期内更为显著地扩大平台的买方市场。值得注意的是,在短期内搜索广告对于常驻买家数量的提升几乎没有任何显著影响(弹性=0.0037, $t = -0.5341$)。

纵观广告策略对于双边用户数量的影响,本研究发现虽然平台发布广告可以有效地刺激双边市场规模的增长,但广告策略对常驻卖家数量的影响效果会比对常驻买家数量的影响效果更为显著。值得注意的是,平台的广告策略在增加平台买家数量和卖家数量时似乎并不同步。本研究认为这是由买卖双方不同的交易目的决定的。买家只需要在合适的时机做出购买决策,而不需要考虑其交易带来的后续长期影响。卖家在交易时却需要考虑交易结果对自身的长期影响,如买家是否是高价值的潜在用户,是否需要通过降价等促销方式短期提高销量等。换句话说,买家的交易目的是在短期内购买到合适的商品,而卖家的交易目的则是在获利的同时提升自身的长期竞争实力,这或将导致两者对广告反应时间的不同。

表 4 平台广告策略对买家和卖家数量的长短期弹性影响系数

Table 4 Long-and short-term elasticity impact coefficients of platform advertising strategy on the number of buyers and sellers

阶段		对常驻卖家的影响		对常驻买家的影响	
		搜索广告	社交媒体广告	搜索广告	社交媒体广告
短期影响	弹性	0.385 6	0.240 1	0.003 7	0.013 1
	<i>t</i> 值	-3.164 9	-1.225 4	-0.534 1	-1.910 2
长期影响	弹性	0.356 3	0.196 2	0.007 1	0.018 9
	<i>t</i> 值	-2.924 6	-0.959 4	-1.025 4	-1.710 7

3.2 双边用户数量与可持续竞争力

数据结果表明,无论从长期还是短期来看,假设 3a 都是成立的,即常驻卖家数量增长对平台付费卖家比例的影响比常驻买家的更大(见表 5).短期来看,常驻卖家数量对付费卖家数量的效用弹性为 3.263 0 ($t = -2.645 8$),但是 7 天后这一影响衰减到 1.325 3 ($t = -1.074 6$).而常驻买家数量对付费卖家数量的短期弹性并不显著(弹性 = 0.010 7, $t = -0.153 3$),这一效

应在三天后发生了显著变化,其弹性提升至 0.076 4,显著为正($t = -1.097 7$).对比发现,常驻卖家数量的增长变化对于付费卖家数量的影响比买方更大,前者数量的增长会直接激励其他卖家和潜在用户付费,最终有效提升平台的可持续竞争能力.另外,常驻买家增多对付费用户数量的影响并非立刻呈现,而是在一段观察期(本研究结果显示为三天)之后显现出来.

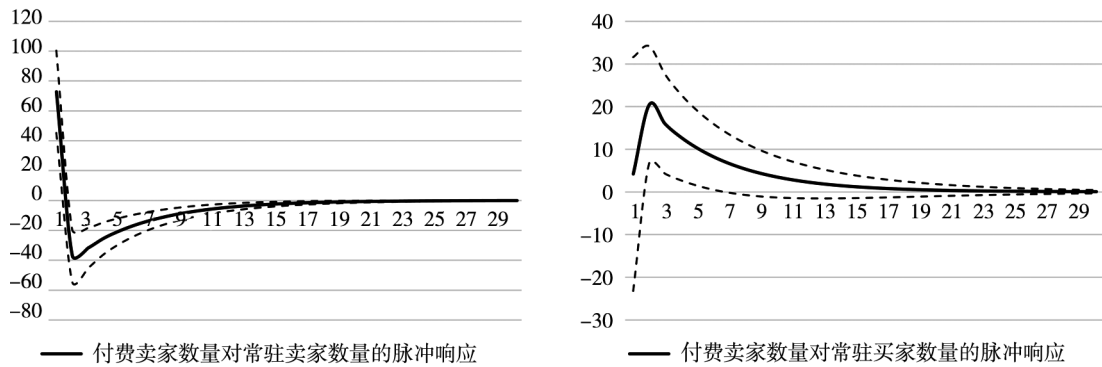


图 4 常驻买家和卖家数量对平台付费买家数量的脉冲响应图

Fig. 4 Impulse response of the number of resident buyers and sellers to the number of paid buyers on the platform

表 5 双边市场数量对平台付费卖家数量的长短期弹性影响系数

Table 5 Long-and short-term elasticity impact coefficients of the number of bilateral marketplaces on the number of paid sellers on the platform

阶段		常驻卖家数量的影响	常驻买家数量的影响
短期	弹性	3.263 0	0.010 7
	<i>t</i> 值	-2.645 8	-0.153 3
长期	弹性	1.325 3	0.076 4
	<i>t</i> 值	-1.074 6	-1.097 7

3.3 广告流量用户对平台付费用户的影响

根据 IRF 的结果(见图 5),本研究发现平台广告策略对于付费卖家数量没有显著的直接影 响(假设 3b 得到支持),但却可能以常驻卖家和常驻买家的数量为中介变量产生间接的促进作用.来自搜索广告和社交媒体广告 的流量用户,因其数量和质量的有限,一般并不足以让平台

卖家为高级功能付费.但这部分用户可以对平台常驻双边用户数量产生积极影响,从而改变卖家侧的市场竞争环境,使平台付费卖家数量增多,可持续竞争能力提高.因此,本研究发现广告引流策略对付费卖家数量无直接影响,但可以通过激励平台双边常驻用户间接影响付费卖家数量.

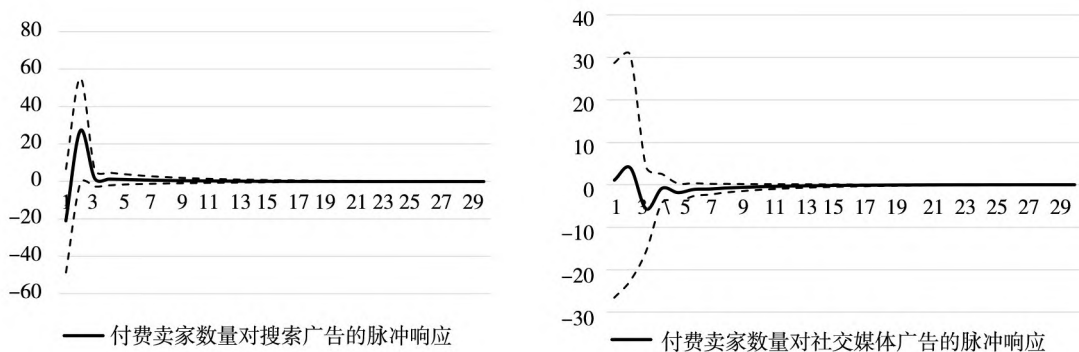


图5 广告策略对平台付费卖家数量的脉冲响应函数

Fig. 5 Impulse response function of advertising strategy on the number of paid sellers on the platform

4 结束语

本研究选取了 VAR 模型来探究电子商务平台背景下免费用户大量进入对平台卖家付费意愿的影响及其机制,同时明确了平台广告策略对于提升平台双边顾客资产和长期可持续竞争能力的效应.本节总结了本研究的主要发现、理论贡献、管理启示以及局限性和未来研究方向.

4.1 主要结论

研究结果表明双边用户质量会通过不对称的网络效应对平台的会员收入和可持续竞争能力产生差异化的影响.其中,常驻卖家能够为平台带来更高的会员收入,并在短期内提升平台的可持续竞争能力,但这一效用会随时间的推移而衰减.另外,通过分析来源于不同广告渠道的流量用户对于常驻用户的影响,本研究发现不同的广告策略,即搜索广告(拉动策略)和社交媒体广告(推进策略),在激励平台买卖家数量增长方面各有所长.其中,搜索广告能更有效地增加常驻卖家数量,而社交媒体广告则能在提高买家数量和平台的广告传播效率与讨论量方面做出更大的贡献.

4.2 理论贡献

与本领域关注用户基数的主流研究不同^[58],本研究选取了双方用户行为质量这一视角,推演其对于平台网络效应的影响.本研究的第一个理论贡献是,本研究发现双边用户质量能够显著影响平台的可持续竞争力,影响效率依参与程度的加深而增大;第二,本研究梳理出了广告策略影响平台绩效的具体机制和方向,发现其与传统市场呈现截然不同的特点.相比于社交媒体评论在相

关研究中被证实的激励双边市场的积极效应^[41],搜索广告和社交媒体广告通常不会被认为是平台绩效的直接显著影响因素.然而,本研究的研究发现这些广告策略能够通过影响双边用户数量影响平台绩效;最后,本研究丰富了广告策略与双边用户行为这一领域的研究,推导出平台内外部用户参与行为的动态互动机制.平台利用信息聚合媒体发布广告,吸引外部参与者进入平台,为现有用户带来交易机会的同时也带来了竞争和风险,进而激励内部参与者的交易行为和决策.

4.3 管理启示

本研究为电子商务平台管理者提供了两个重要的管理启示:1)平台应当对双边用户资产进行管理,通过针对性的激励策略来提高平台绩效;2)平台在关注双边用户基数的同时,还应重点关注如何有效地将流量用户转化为常驻买家和卖家,进而增加平台的绩效收入.

第一,平台采用“免费+付费”模式时,可以实施多样化的广告策略扩大免费用户的规模,并有针对性地调动平台双边市场的参与行为,进而实现长期的绩效目标^[59].平台企业投放的搜索广告和社交媒体广告都是有效增加流量用户数量的方式,但两类广告策略在拉动双边市场常驻用户数量上各有所长.具体而言,搜索广告在吸引常驻卖家上更为有效,而社交媒体广告则更能刺激常驻买家的增长.这对于电商平台针对自身用户构成的不足,调整自身营销策略,提高资本运作效率意义重大.此外,短期内注册用户的增长主要依靠平台的广告策略,而长期付费用户的增加则更为依靠注册用户的增加,广告策略对其影响不大.因此,寻求提升长期发展能力的平台,不能一味投入

广告进行短期刺激,而是应当在平台内部营造良好的市场氛围和规范。在实际企业运营场景中,以滴滴出行平台的顺风车业务为例,在平台成立之初,企业可选择通过搜索广告或定向补贴吸引单侧用户(通常为卖方,即车主),而后通过社交媒体广告提升平台的知名度和流量,吸引另一侧用户(通常为买家,即乘客)加入平台,进而发挥网络效应,实现用户数量爆发增长。随着平台用户基数不断提升,平台则应转换战略方向,减少广告策略的资源投入,而重点关注平台内部监管机制的建设和维护上,构建安全高效的交易环境,维护用户的核心利益。因此,平台应注意制定相关政策或营销策略,削弱卖家间的竞争,也可利用买家的交叉网络效应提升卖家的交易动机和绩效^[55]。

第二,平台应该重点关注如何有效地将广告引流到平台的流量用户转化为平台的常驻买家和卖家,进而增加平台的绩效收入。本文研究结果已经证实,对比平台中流量用户的数量,常驻用户的数量更能促进卖家购买平台增值服务的意愿。如果平台想在增值服务版块上实现营收,那么平台就要绞尽脑汁增加平台常驻用户的数量,进而吸引卖家购买付费服务。首先,平台要通过多渠道触达更多的用户,实现用户基数的增长;其次,平台要找到有明显需求差异的用户特征,再提供与之匹配的服务,提升新用户使用平台的比率和使用后的满意度;再次,平台要构建良好的激励体系,实现平台健康持续发展,让用户对平台产生粘性。最后,平台可以丰富产品内容,如选择接入第三方用户互动型服务,快速提升用户的留存活跃度。这一点上,哔哩哔哩(简称B站)作为中国年轻世代高度聚集的文化社区和视频平台,以今年第一季度的财报交出了很好的答卷。B站的增值业务版块实现收入20.5亿元,同比增长37%,成为B站最大的收入来源,而这样的战绩都要归功于B站的核心用户群体保持着41%高速增长以及83%的用户留存率。因此,高效地将平台中流量用户转

化为常驻买家或卖家或将是平台管理者的优先工作事项。

4.4 研究局限与未来展望

本研究的局限性主要有以下三点:首先,本研究的研究结果建立在B2B电子商务平台的背景之上,当平台的功能环境发生转变时,双边市场的不对称网络效应可能会有所改变。因此,未来的研究可以尝试拓展到其它不同类型的平台,探究不同类型的平台之间的差异,还可以关注在平台企业不同的发展阶段中,两种广告策略是否会产生不同的作用效果,以及对付费卖家数量的影响是否一致。例如,对于信息平台而言,内容提供者之间的竞争或与B2B电商平台上卖家之间的竞争不同,这是否会导致本研究结论的变异,今后的研究可以去探索这些问题。

其次,本研究以电子商务平台企业的会员收入为研究对象,着眼于平台策略等因素对其的动态影响。然而,考虑到平台收入包括广告费、佣金和会员费等来源,后续研究可以探讨不同类型的用户对平台盈利模式结构的影响,综合考量平台的广告投放成本、广告收入、佣金收入、付费会员收入和付费卖家成本效率指标之间的关系,制定出最佳的用户获取和留存策略,使平台总体收入最大化。

最后,本研究仅采取VAR模型对变量间相互作用的强度进行测量,未来的研究可尝试其他研究方法(如田野实验)来评估特定的用户获取和保留策略对个体层面买方和卖方行为的影响。这类方法可以从更为细致和准确的角度,了解买卖家的参与行为以及广告策略的效用和价值。双边用户的生命周期和时间价值也同样值得研究者继续探索^[60]。

综上所述,双边用户质量在用户资产管理中的重要作用值得深入分析和讨论,进一步探究不同不确定性环境下广告策略的有效性问题也将是十分有价值的。

参 考 文 献:

- [1] Grewal R, Chakravarty A, Saini A. Governance mechanisms in Business-to-Business electronic markets[J]. *Journal of Marketing*, 2010, 74(7): 45-62.
- [2] Fang E, Li X, Huang M, et al. Direct and indirect effects of buyers and sellers on search advertising revenues in Business-

- to-Business electronic platforms[J]. *Journal of Marketing Research*, 2015, 52(3): 407–422.
- [3] Lee J Y, Fang E, Kim J J, et al. The effect of online shopping platform strategies on search, display, and membership revenues[J]. *Journal of Retailing*, 2018, 94(3): 247–264.
- [4] Cao J, Chintagunta P, Li S. From free to paid: Monetizing a non-advertising-based app[J]. *Journal of Marketing*, 2023. <https://doi.org/10.1177/00222437221131562>.
- [5] Wang Q, Chen Y, Xie J. Survival in markets with network effects: Product compatibility and order-of-entry effects[J]. *Journal of Marketing*, 2009, 74(4): 1–14.
- [6] Bucklin R E, Sismeiro C. A model of web site browsing behavior estimated on clickstream data[J]. *Journal of Marketing Research*, 2003, 40(3): 249–267.
- [7] Telang R, Boatwright P, Mukhopadhyay T. A mixture model for internet search-engine visits[J]. *Journal of Marketing Research*, 2004, 41(2): 206–214.
- [8] Diehl K, Kornish L J, Lynch J G. Smart agents: When lower search costs for quality information increase price sensitivity[J]. *Journal of Consumer Research*, 2003, 30(1): 56–71.
- [9] Pauwels K, Weiss A. Moving from free to fee: How online firms market to change their business model successfully[J]. *Journal of Marketing*, 2008, 72(3): 14–31.
- [10] Bapna R, Umyarov A. Do your online friends make you pay? A randomized field experiment on peer influence in online social networks[J]. *Management Science*, 2015, 61(8): 1902–1920.
- [11] Park E, Rishika R, Janakiraman R, et al. Social dollars in online communities: The effect of product, user, and network characteristics[J]. *Journal of Marketing*, 2018, 82(1): 93–114.
- [12] 杜少甫, 杨延伟, 胡立, 等. 会员专属广告机制下的决策优化与价值分析[J]. *管理科学学报*, 2023, 26(3): 1–19.
- Du Shaofu, Yang Yanwei, Hu Li, et al. Optimal decision under member advertising strategy and value analysis of the strategy[J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2023, 26(3): 1–19. (in Chinese)
- [13] Hagiu A. Merchant or two-sided platform[J]. *Review of Network Economics*, 2007, 6(2): 115–133.
- [14] Chu J, Manchanda P. Quantifying cross and direct network effects in online consumer-to-consumer platforms[J]. *Marketing Science*, 2016, 35(6): 870–893.
- [15] Rochet J C, Tirole J. Two-sided markets: A progress report[J]. *The RAND Journal of Economics*, 2006, 37(3): 645–667.
- [16] Hagiu A, Rothman S. Network effects aren't enough[J]. *Harvard Business Review*, 2016, 94(4): 65–71.
- [17] Zhou Y. Bayesian estimation of a dynamic model of two-sided markets: Application to the U. S. video game industry[J]. *Management Science*, 2017, 63(11): 3874–3894.
- [18] Afuah A. Are network effects really all about size? The role of structure and conduct[J]. *Strategic Management Journal*, 2013, 34(3): 257–273.
- [19] Boudreau K J, Jeppesen L B. Unpaid crowd complementors: The platform network effect mirage[J]. *Strategic Management Journal*, 2015, 36(12): 1761–1777.
- [20] Tucker C, Zhang J. Growing two-sided networks by advertising the user base: A field experiment[J]. *Marketing Science*, 2010, 29(5): 805–814.
- [21] Chakravarty S, Barbera M V, Portokalidis G, et al. On the Effectiveness of Traffic Analysis Against Anonymity Networks Using Flow Records[C]. *International Conference on Passive and Active Network Measurement*, 2014, 8362(Mar): 247–257.
- [22] Song P, Xue L, Rai A, et al. The ecosystem of software platform: A study of asymmetric cross-side network effects and platform governance[J]. *MIS Quarterly*, 2018, 42(1): 121–126.
- [23] Eigenraam A W, Eelen J, van Lin A, et al. A consumer-based taxonomy of digital customer engagement practices[J]. *Journal of Interactive Marketing*, 2018, 44(1): 102–121.
- [24] Gu X, Kannan P K, Ma L. Selling the premium in freemium[J]. *Journal of Marketing*, 2018, 82(6): 10–27.
- [25] Boudreau K J, Jeppesen L B, Miric M. Competing on freemium: Digital competition with network effects[J]. *Strategic Management Journal*, 2022, 43(7): 1374–1401.
- [26] Lee C, Kumar V, Gupta S. Designing freemium: Strategic balancing of growth and monetization, Working Paper, 2017, Available at <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2767135>.

- [27] Lambrecht A, Misra K. Fee or free: When should firms charge for online content? [J]. *Management Science*, 2017, 63(4): 1150–1165.
- [28] Bapna R, Ramaprasad J, Umyarov A. Monetizing freemium communities: Does paying for premium increase social engagement? [J]. *MIS Quarterly*, 2018, 42(3): 719–735.
- [29] Feng H, Jiang Z, Li M, et al. First-or second-mover advantage? The case of it-enabled platform market [J]. *MIS Quarterly*, 2020, 44(3): 1107–1141.
- [30] Appel G, Libai B, Muller E, et al. On the monetization of mobile apps [J]. *International Journal of Research in Marketing*, 2020, 37(1): 93–107.
- [31] Parker G G, Van Alstyne M W. Two-sided network effects: A theory of information product design [J]. *Management Science*, 2005, 51(10): 1494–1504.
- [32] Meyners J, Barrot C, Becker J U, et al. The role of mere closeness: How geographic proximity affects social influence [J]. *Journal of Marketing*, 2017, 81(5): 49–66.
- [33] Raïes K, Mühlbacher H, Gavard-Perret M-L. Consumption community commitment: Newbies' and longstanding members' brand engagement and loyalty [J]. *Journal of Business Research*, 2015, 68(12): 2634–2644.
- [34] Harmeling C M, Moffett J W, Arnold M J, et al. Toward a theory of customer engagement marketing [J]. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 2016, 45(3): 1–24.
- [35] Shi P. Optimal matchmaking strategy in two-sided marketplaces [J]. *Management Science*, 2023, 69(3): 1323–1340.
- [36] Sun M. How does the variance of product ratings matter? [J]. *Management Science*, 2012, 58(4): 696–707.
- [37] Sun H, Fan M, Tan Y. An empirical analysis of seller advertising strategies in an online marketplace [J]. *Information System Research*, 2020, 31(1): 37–56.
- [38] Ashley C, Gillespie E A, Noble S M. The effect of loyalty program fees on program perceptions and engagement [J]. *Journal of Business Research*, 2016, 69(2): 964–973.
- [39] Dinner I M, Van Heerde H J, Neslin S A. Driving online and offline sales: The cross-channel effects of traditional, online display, and paid search advertising [J]. *Journal of Marketing Research*, 2014, 51(5): 527–545.
- [40] 吴瑶, 肖静华, 谢康, 等. 从价值提供到价值共创的营销转型——企业与消费者协同演化视角的双案例研究 [J]. *管理世界*, 2017, 283(4): 138–157.
Wu Yao, Xiao Jinghua, Xie Kang, et al. Marketing transformation from value provision to value co-creation: Double case study from the perspective of co-evolution of enterprises and consumers [J]. *Journal of Management World*, 2017, 283(4): 138–157. (in Chinese)
- [41] Trusov M, Bucklin R E, Pauwels K. Effects of word-of-mouth versus traditional marketing: Findings from an internet social networking site [J]. *Journal of Marketing*, 2009, 73(5): 90–102.
- [42] Van-Tien Dao W, Nhat Hanh Le A, Ming-Sung Cheng J, et al. Social media advertising value [J]. *International Journal of Advertising*, 2014, 33(2): 271–294.
- [43] Liu X, Lee D, Srinivasan K. Large-scale cross-category analysis of consumer review content on sales conversion leveraging deep learning [J]. *Journal of Marketing Research*, 2019, 56(6): 918–943.
- [44] Burmester A B, Becker J U, van Heerde H J, et al. The impact of pre- and post-launch publicity and advertising on new product sales [J]. *International Journal of Research in Marketing*, 2015, 32(4): 408–417.
- [45] Vragov R, Di Shang R. A 2020 perspective on “let’s play the search game: Strategic and behavioral properties of online sponsored search auction mechanisms.” [J]. *Electronic Commerce Research and Applications*, 2020, 41: 100959.
- [46] Anderl E, Becker I, Von Wangenheim F, et al. Mapping the customer journey: Lessons learned from graph-based online attribution modeling [J]. *International Journal of Research in Marketing*, 2016, 33(3): 457–474.
- [47] De Haan E, Wiesel T, Pauwels K. The effectiveness of different forms of online advertising for purchase conversion in a multiple-channel attribution framework [J]. *International Journal of Research in Marketing*, 2016, 33(3): 491–507.
- [48] Nisar T M, Yeung M. Attribution modeling in digital advertising [J]. *Journal of Advertising Research*, 2018, 58(4): 399–413.
- [49] Enders W. *Applied Econometric Time Series* [M]. New York: John Wiley & Sons, 1995.
- [50] Dekimpe M G, Hanssens D M. Empirical generalizations about market evolution and stationarity [J]. *Marketing Science*, 1995, 14(3): 109–121.
- [51] Dekimpe M G, Hanssens D M. Sustained spending and persistent response: A new look at long-term marketing profitability

- [J]. *Journal of Marketing Research*, 1999, 36(4): 397–412.
- [52] Nijs V R, Dekimpe M G, Steenkamps J-B E M, et al. The category-demand effects of price promotions[J]. *Marketing Science*, 2001, 20(1): 1–22.
- [53] Joshi A, Hanssens D M. The direct and indirect effects of advertising spending on firm value[J]. *Journal of Marketing*, 2010, 74(1): 20–33.
- [54] Sims C A. Macroeconomics and reality[J]. *Econometrica*, 1980, 48(1): 1–48.
- [55] 李小玲, 任星耀, 郑煦. 电子商务平台企业的卖家竞争管理与平台绩效: 基于 VAR 模型的动态分析[J]. *南开管理评论*, 2014, 17(5): 73–82.
- Li Xiaoling, Ren Xingyao, Zheng Xu. Managerial tactics for sellers' competition and performance of the e-commerce platform: Implication from the dynamic analysis of VAR model[J]. *Nankai Business Review in China*, 2014, 17(5): 73–82. (in Chinese)
- [56] Pesaran M H, Piore R G, Lee K C. Persistence, cointegration, and aggregation: A disaggregated analysis of output fluctuations in the us economy[J]. *Journal of Econometrics*, 1993, 56(1): 57–88.
- [57] Sims C A, Zha T. Error bands for impulse responses[J]. *Econometrica*, 1999, 67(5): 1113–1155.
- [58] Basu A, Mazumdar T, Raj S P. Indirect network externality effects on product attributes[J]. *Marketing Science*, 2003, 22(2): 209–221.
- [59] 易余胤, 李贝贝. 考虑交叉网络外部性的视频平台商业模式研究[J]. *管理科学学报*, 2020, 23(11): 1–22.
- Yi Yuyin, Li Beibei. Video platform business model with positive and negative cross-network externalities[J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2020, 23(11): 1–22. (in Chinese)
- [60] Nair H, Chintagunta P K, Dubé J-P H. Empirical analysis of indirect network effects in the market for personal digital assistants[J]. *Quantitative Marketing and Economics*, 2004, 2(1): 23–58.

Tapping the value of free users in B2B e-commerce platforms: A study of the dynamically network effects of free users on fee paid users

LI Xiao-ling¹, WANG Ling-piao¹, BAI Yin^{2*}, LI Man-li³

1. School of Economics and Business Administration, Chongqing University, Chongqing 400044, China;

2. College of Management and Economics, Tianjin University, Tianjin 300072, China;

3. Tao Bao(China) Software Co., Ltd, Hangzhou 311121, China

Abstract: With the booming development of the network economy, B2B e-commerce platform companies generally adopt the freemium business model, accumulating the amount of platform users through free strategies and promoting seller users to pay with the help of network effects. Despite the proliferation of studies on the network effects of platform marketplaces, it remains unknown whether the presence of free users will promote or discourage seller users from paying. From the perspective of dynamic management of free user engagement differences, this study explores the dynamic impact of the increase in free users with different engagement levels (ad-led traffic users and registered resident users) on the payment behavior of platform sellers' users in the context of B2B e-commerce platforms. This research uses the VAR model to analyze 366 days of data from a B2B e-commerce platform and finds that search ad-led users are more likely to motivate the participation of seller users and boost the number of resident sellers; while social media ad-led users are more likely to facilitate the participation of buyer users and boost the number of resident buyers; but in both the short and long term, the number of resident sellers is more likely to boost the willingness of platform sellers to pay than the number of resident buyers.

Key words: freemium; customer assets management; network effect; VAR model