

DOI: 10.16538/j.cnki.fem.20221102.301

网红直播电商能带来忠诚消费者吗?

——来自某化妆品品牌消费者购买的证据

邹玉凤, 卢向华, 李凤瑶

(复旦大学 管理学院, 上海 200433)

摘要:直播电商作为一种新的零售渠道,已被证明能够依托主播的粉丝在短期内实现销售的增长。然而,直播电商能否将主播的粉丝转化为企业的忠诚消费者,为企业带来长期的收益仍是一个未知数。本研究基于某化妆品品牌消费者的实际购买数据,运用倾向得分匹配和回归分析的方法,比较了网红直播电商和线上传统营销的长短期营销效果。研究表明,在短期内,网红直播电商确实能比线上传统营销带来更多的新客,但这些新客转化为会员的比例以及平均客单价却更低;长期来看,网红直播电商中的消费者的回购率、回购金额和回购数量都比线上传统营销中的消费者要低,表明网红直播电商中的消费者忠诚度比线上传统营销中的消费者忠诚度低。本研究的结论对于帮助企业了解网红直播电商的预期收益并调整管理对策具有重要意义。

关键词:网红直播电商;消费者忠诚;渠道管理;倾向得分匹配

中图分类号:F270 **文献标识码:**A **文章编号:**1001-4950(2023)05-0134-19

一、引言

近年来,中国的直播电商发展迅速。2020年直播电商的市场规模达到了9 610亿元,同比增长121.5%,预计2023年直播电商市场规模将达到16 594亿元^①。直播电商庞大的市场规模与急剧的增长速度,既是企业纷纷投身直播电商的宏观结果,也是企业对直播电商趋之若鹜的重要原因。对广大消费者的触达和对消费者多样化需求的满足使直播电商在提升即时销售额方面达到了立竿见影的效果。2022年“618”期间,全网销售额为6 959亿元。其中,直播电商就创造了1 445亿元的销售额,达到了同比124%的增长速率,占全网销售额的比例高达21%^②。尤其是以李佳琦等为代表的网红,直播带货所创造的销售额更是让传统的营销渠道望尘莫及,仅仅是在

收稿日期:2022-06-28

基金项目:国家自然科学基金面上项目(71872050,72225004)

作者简介:邹玉凤(1993—),女,复旦大学管理学院博士研究生(通讯作者,yfzou19@fudan.edu.cn);

卢向华(1977—),女,复旦大学管理学院教授,博士生导师;

李凤瑶(1990—),女,复旦大学管理学院硕士研究生。

^①<https://www.iimedia.cn/c1061/81949.html>。

^②<https://finance.sina.com.cn/stock/hyyj/2022-06-21/doc-imizirau9684360.shtml>。

2022年“三八”妇女节预售日的当天,李佳琦直播间就创造了高达28.25亿元的销售额^①。网红主持的直播电商,即网红直播电商,因其所带来的巨额销售额而备受品牌商们青睐。例如,欧莱雅、美宝莲、丸美等化妆品品牌很早就开始利用网红直播进行营销。

尽管网红直播电商创造的销售额十分亮眼,但其利润却未必尽如人意。网红的坑位费随网红的直播带货能力而水涨船高,而且销售表现好的网红更有议价权,会将价格压得更低。这就导致网红直播电商多销的背后是薄利,甚至是赔本。倘若短期的让利或亏损能为企业打开知名度,吸引来忠诚的消费者,那么从长期来看,企业采用网红直播电商仍然是有利可图的。但是,如果网红直播电商只是依靠低价提前消耗了现有消费者的购买力,或者是只能促成与新顾客之间的一次性交易,那么,企业就失去了利用后续销售补齐利润的机会,甚至是赔本赚吆喝。因此,明确网红直播电商能否为企业带来新顾客以及忠诚的消费者对于企业决定是否采用网红直播电商具有重要意义。

现有研究对直播电商的关注近年来也随着直播电商的发展而不断增加,但对网红直播电商能否为企业带来新顾客和忠诚消费者这一问题尚缺少探讨。当前已经有不少研究揭示了直播电商影响消费者购买的诸多因素,例如主播(裴学亮和邓辉梅,2020;韩箫亦和许正良,2020;孟陆等,2020;李琪等,2021)、消费者(裴学亮和邓辉梅,2020;李琪等,2021;谢莹,2019)、技术功能(裴学亮和邓辉梅,2020;李琪等,2021;Sun等,2019;Su等,2020;Chen等,2015;Zhang等,2020;彭宇泓等,2021;Ang等,2018)和环境(韩箫亦和许正良,2020;Sun等,2019;彭宇泓等,2021;Ang等,2018)等直播电商要素的特征,以及这些要素之间的关系(孟陆等,2020;刘凤军等,2020;谢莹等,2019;彭宇泓等,2021;吴娜等,2020)等。但这些研究大多聚焦于消费者的购买,而对消费者的其他表现尚缺少探究。事实上,是否是新客、是否加入会员、客单价等消费者的其他短期表现,以及消费者的回购等长期行为,也是企业关注的重要指标。消费者是否是新顾客决定了直播电商是否为企业开拓了新市场,反映了直播电商对消费者数量的影响。消费者是否加入会员、客单价、回购等则是消费者当前的购买力和未来的潜在购买力的重要衡量指标,反映了直播电商对消费者质量的影响。尤其是消费者的回购等反映消费者忠诚的长期行为,决定了直播电商能否为企业带来长远的可持续价值。但目前直播电商相关的研究对这些因素的分析还比较有限。并且,当前的研究大多只探讨了直播电商本身对消费者的影响,却少有研究将直播电商对消费者的影响与其他营销渠道对消费者的影响进行对比。探究直播电商相较于其他营销渠道对消费者忠诚的影响,不仅有助于企业利用营销渠道的相对优势从长远的角度进行营销渠道管理,也有助于从比较视角、长期视角提升对直播电商价值的理解。

鉴于上述现实需求和研究不足,本文聚焦于直播电商中的网红直播电商,探究了网红直播电商能否为企业带来忠诚的消费者。本文基于某化妆品品牌消费者的实际购买数据,运用计量分析的方法,对直播电商和其他线上传统营销的长短期营销效果进行了比较分析。分析结果表明,在短期营销效果方面,相比于线上传统营销,网红直播电商能够为企业带来更多的新顾客,但将新顾客转化为会员的能力较低,并且,网红直播电商带来的顾客的客单价也更低;在长期营销效果方面,相比于线上传统营销,网红直播电商中的消费者的回购率、回购金额和回购数量都更低。这些结果揭示了网红直播电商带来的消费者的忠诚度比线上传统营销带来的消费者的忠诚度要低。

本文的研究不仅为企业管理直播电商提供了重要的参考依据,也丰富了现有的直播电商研究。第一,本文对短期内的招揽新客、转化会员和客单价,以及长期中的回购等营销效果的分析,从多维度 and 长期视角提升了对直播电商的影响的理解。第二,本文对网红直播电商和线上

^①<https://www.chinaz.com/2022/0527/1401043.shtml>。

传统营销的营销效果的比较分析,促进了对直播电商与其他营销渠道的差异的认识。第三,本文对消费者的实际购买数据的分析,反映了直播电商的实际影响,提升了直播电商影响的测量的可靠性。

二、文献综述及研究假设

(一)网红的概念与发展历程

关于网红的定义,学术界尚无统一的定论。沈霄等(2016)认为网红就是网络红人,是指那些在现实社会或者网络中因某些行为、事件在网络上备受关注而走红的人。袁国宝和谢利明(2016)则认为网红不仅在微信、微博等社交媒体上拥有一定量的社交资产,并且还具备快速变现的能力。刘凤军等(2020)则将网红定义为凭借各种直播平台走红,具有一定影响力和社交资产并有能力将这些社交资产快速变现的人。尽管学者们对网红的概念界定不一,但有一个共识是:网红在网络上吸引了一定数量的关注。

根据网络媒介我们可以将网红的发展分为三个阶段:文字时代、图文时代和宽频时代,各阶段的特征和代表人物如表1所示(沈霄等,2016;刘凤军等,2020;孟陆等,2020)。

表1 网红的发展阶段

阶段	特征	代表人物
文字时代	主要通过文字写作活跃在论坛、贴吧、文学网站等平台上的网络写手	安妮宝贝、饶雪漫、南派三叔、韩寒等
图文时代	以图文的形式在博客、网络社区等平台上以新奇、搞怪等获得大众的关注	芙蓉姐姐、凤姐、犀利哥等
宽频时代	以音频、视频等富媒体为内容创作媒介在音频平台、视频直播平台、社交媒体平台、电商平台上以生产内容、带货等方式获取注意力、吸引粉丝	张大奕、李佳琦、辛巴、李子柒等

网红在发展过程中,因其极大的曝光量和粉丝群体而吸引了资本的关注,也逐步实现了商业变现。例如,网红可以通过出书、付费阅读、广告、品牌代言、出席活动、电商导流、直播带货等多种形式获得经济收益(沈霄等,2016)。发展到如今的宽频时代,抖音、快手等直播平台的流行使直播带货成为网红变现的一种重要途径,也因此而衍生出了网红直播电商。

(二)直播电商的概念与分类

直播是指通过互联网对事件进行实时的音频和视频传输的过程,直播电商则是通过直播的方式实现电子商务活动和交易的过程(Chen和Lin,2018)。直播电商具有以下特征:(1)真实性。直播实时展现商品本身、使用过程等,比图片、文字等更能呈现真实信息。(2)实时交互性。实时的通信网络连接使运营方与消费者、消费者与消费者之间可以实时互动。(3)社群性。直播间连接了对主播、商品或场景等感兴趣的多个消费者,形成了一个众人参与的社群。(4)沉浸性。直播电商对“人—商品—场景”的重构和设计,营造出充分体现产品特质的沉浸性体验(裴学亮和邓辉梅,2020)。

根据直播的主体(简称主播)与企业的不同关系,可以将直播电商划分为自营型直播电商和外包型直播电商两类(如表2所示)。自营型直播电商是企业依靠内部的主播对消费者进行营销的营销模式。企业内部的主播包括企业员工、管理者等。外包型直播电商是企业借助外部主播对消费者进行营销的营销模式。外部主播主要包括网红、明星等。其中,网红是指凭借各种直播平台走红,具有一定影响力和社交资产并有能力将这些社交资产快速变现的人(刘凤军等,2020)。网红作为主播的直播电商称为网红直播电商。

表2 自营型直播电商和外包型直播电商的比较

特征	自营型直播电商	外包型直播电商
主播与企业关系	内部	外部
主播来源	员工、管理者等	网红、明星等
企业与消费者的联系	直接联系	间接联系
营销主动权	较高	较低

在自营型直播电商中,企业通过其内部人员与消费者的互动实现销售目标。企业可以与消费者产生直接联系,掌控营销的主动权,因而有更多的机会进行消费者购买转化和培养消费者忠诚。相反,在外包型直播电商中,企业更多地依赖于主播与消费者之间的联系。产品能否售出、品牌能否获得消费者的忠诚主要取决于主播的营销。因此,相对于自营型直播电商,企业在外包型直播电商中面临着更高的不确定性。然而,外包型直播电商又是不容忽视的销售渠道,尤其是像李佳琦这类影响力较大的网红主持的直播电商更是不容小觑。

随着社交媒体的普及,越来越多的网红涌入直播电商行业,对企业的营销影响日益增强。这些网红将在社交媒体上直播发展为自己的职业,成为专业的网红主播。网红主播通常是通过生产优质内容等方式在社交媒体上吸引众多粉丝,然后依托粉丝优势通过直播带货来实现变现的主播(龚艳萍等,2022)。与普通的主播相比,网红主播在消费者当中具有更大的影响力。首先,网红主播拥有较大的粉丝群体,直播时能够快速触达更多的消费者(贾微微和别永越,2021),营销影响的广度更大。其次,粉丝对网红主播的喜爱,以及网红主播具备的直播营销专业知识,使网红主播在消费者群体中获得了较高的信任度,对直播拥有更强的控制力(贾微微和别永越,2021;龚艳萍等,2022),营销影响的强度更大。网红主播对消费者巨大的影响力使网红直播电商备受企业青睐。然而,由于网红主播的影响力较大,企业在网红直播电商中的主动权更低,对营销过程的把控较弱,使网红直播电商能够为企业带来的价值充满不确定性。因此,本文将网红直播电商为研究对象,试图更好地了解这一类外包型直播电商的真实价值。

(三)网红直播电商与消费者购买

现有研究从直播电商的不同要素出发,充分探究了直播电商对消费者购买的影响(如表3所示)。现有研究对消费者购买的前因探究从直播电商的单要素拓展到多要素之间的关系。在直播电商的单要素中,现有研究主要关注主播、技术功能和环境对消费者购买的影响,而对消费者自身的关注相对较少。在直播电商的多要素关系中,现有研究主要考虑了主播与内容、主播与产品、主播与消费者之间的关系对消费者购买的影响。相比于直播电商的单要素研究,直播电商的多要素关系对消费者购买影响的研究相对薄弱。

无论是基于直播电商的单要素还是多要素关系,现有研究大多揭示了直播电商对消费者购买的积极影响。直播电商主要从功能和情感两条途径促进消费者购买。在功能方面,直播电商通过提供优惠(裴学亮和邓辉梅,2020;彭宇泓等,2021)、提供个性化信息(Chen等,2015)、保证同步性(Ang等,2018)、降低不确定性(Zhang等,2020)等促进消费者购买。在情感方面,直播电商能够增强消费者的唤起(Xu等,2020)、沉浸体验(Sun等,2019;吴娜等,2020)、社会临场感(孟陆等,2020;谢莹等,2019)、认同感(孟陆等,2020;Xu等,2020)和心流体验(龚潇潇等,2019)等,从而促进消费者购买。

相比于竞价排名、主页广告等线上传统营销方式,直播电商独特的要素与要素之间的关系能够增加消费者购买。此外,直播电商给消费者带来的社会临场感还会使消费者产生从众消费,直播电商营造的时间压力(彭宇泓等,2021)和氛围线索(龚潇潇等,2019)也会让消费者产生冲动性消费。针对网红直播电商的研究也表明,网红直播电商会正向影响消费者的购买。网

表3 直播电商中消费者购买的影响因素

直播电商要素	影响因素	文献
单要素	主播	魅力属性、推荐属性、展示属性、互动属性、可信性、专业性、技能性、吸引力、社会纽带 裴学亮和邓辉梅(2020);韩箫亦和许正良(2020);孟陆等(2020);李琪等(2021)
	消费者	自我建构、信息处理过程、卷入度、冲动性、媒介互动、人机互动 裴学亮和邓辉梅(2020);李琪等(2021);谢莹等(2019)
	技术功能	可见性功能、响应功能和导购功能、信息功能、财务纽带、利益性程度、同步性 裴学亮和邓辉梅(2020);李琪等(2021);Sun等(2019);Su等(2020);Chen等(2015);Zhang等(2020);彭宇泓等(2021);Ang等(2018)
	环境	内部渲染、外界刺激、时间压力、社交存在 韩箫亦和许正良(2020);Sun等(2019);彭宇泓等(2021);Ang等(2018)
多要素关系	主播与内容	主播与内容的一致性 孟陆等(2020)
	主播与产品	主播形象与产品的一致性 刘凤军等(2020)
	主播与消费者	主播和消费者的沟通风格相似性、消费者和主播的关系强度 谢莹等(2019);彭宇泓等(2021);吴娜等(2020)

红直播可以通过增强消费者的社会临场感来提高消费者的认同感,进而提升消费者的购买意愿。尤其是当网红的特征与直播内容一致时,这种效应会更强。并且,网红还可以通过其可信性、专业性、互动性和吸引力唤起消费者的搜索与购买行为(孟陆等,2020;刘凤军等,2020)。网红的可信性、专业性、互动性和吸引力可以让消费者感受到购物的实用性价值和享乐性价值,从而促进消费者购买。当网红形象与产品形象一致时这种效应会得到增强(刘凤军等,2020)。鉴于已经有大量文献验证了直播电商对短期内消费者行为的促进作用,本文提出如下假设:

H1:网红直播电商的短期营销效果比线上传统营销的短期营销效果好。

(四)网红直播电商与消费者忠诚

尽管现有研究对直播电商影响消费者购买的前因进行了充分的探究,但对直播电商所产生的持续、长远的影响缺乏探讨。现有研究大多聚焦于直播电商对消费者即时购买意愿或购买行为的影响,这反映了直播电商的短期效益。然而,直播电商的长期效益如何?直播电商能否为企业带来忠诚的消费者,从而为企业带来持续性收益?为了回答这些问题,本文将网红直播电商为例,研究直播电商对消费者忠诚的影响。

消费者忠诚是指消费者在未来持续购买所偏好产品或服务的深度承诺(Oliver,1999)。消费者忠诚的测量指标包括发展关系的意愿、提供口碑、抵制竞争者、购买、支付溢价、合作、投资等(Narayandas,2005)。购买又可细分为购买可能性、购买份额、购买频次、购买顺序等(白长虹和刘焯,2002)。其中,重复购买被作为消费者忠诚的主要表现(唐塞丽等,2012;Dick和Basu,1994)。本文也将重复购买作为消费者忠诚的衡量指标。

消费者忠诚不仅能为企业增加利润,还能成为企业的竞争优势(胡蓓和张建林,2004;Gómez等,2006;谭思等,2020)。在直播电商研究中,也有少数学者注意到直播电商对消费者忠诚的影响。Hu和Chaudhry(2020)认为加强直播电商中的消费者参与对创造消费者忠诚非常重要。他们的实证研究表明,直播电商中形成的经济纽带、社交纽带和结构纽带可以通过影响消费者对主播和在线市场的情感承诺而影响消费者参与,从而对消费者未来的继续使用倾向、购买倾向、优先选择、推荐、成为粉丝等忠诚表现产生积极的影响。Wongkitrungrueng和Assarut(2020)也发现,消费者感受到的直播的实用价值、享乐价值和象征价值通过增加产品信任和卖

家信任促进消费者忠诚。然而,直播电商对消费者忠诚的影响相关研究尚处于起步阶段,尤其是针对本文所研究的网红直播电商,相关理论探讨及实证研究都比较缺乏。

网红直播电商对消费者忠诚的影响机制分析可以借鉴名人代言相关研究。网红直播电商是对传统的名人代言的继承与创新(王彪和高贵武,2020)。网红是网络时代的名人(胡泳和张月朦,2017;孙婧和王新新,2019),与传统代言人不同的是,网红不仅参与产品的宣传,还参与产品的销售等更多环节的工作,使营销关系结构发生变化,形成以网红为中心的商业链(Tang等,2020)。名人代言可以将消费者对代言人的信任、喜爱等转化为对企业或品牌的忠诚(Kim等,2014;Knoll和Matthes,2017)。类似地,就直播电商而言,消费者对主播的正面情感也可能促进消费者对品牌的忠诚。而在线上传统营销中,像竞价排名、主页广告等没有名人代言的营销,则没有这类第三方代言人带来的积极影响。即使有名人代言,由于名人与企业营销活动的联系并不如网红紧密,名人给企业带来的积极影响可能也不如网红大。此外,网红一般都具备营销领域的相关知识,而线上传统营销中的名人大多是其他领域的明星,网红的专业性更有可能让消费者为企业买单(Leung,2022)。

媒体丰富度理论(Daft和Lengel,1986)也为解释直播电商对消费者忠诚的影响提供了理论基础。根据媒体丰富度理论,直播电商运用了丰富度较高的媒体,传达的信息更多更及时,从而能够更个性化、更灵活快速地响应消费者的需求(Rice,1992)。直播电商的这些便捷的功能有助于消费者高效地实现购物目标,从而促使消费者形成对品牌的积极印象。此外,直播电商丰富度较高的媒体带来的交互性、社会存在感等也有助于消费者形成正面的情感体验,进而提升消费者对品牌的回购意愿(Dong和Wang,2018;Chong等,2018)。而线上传统营销大多运用文字、图片、录播视频等丰富度较低的媒体进行营销,在功能便捷性和情感营造方面的表现都不如媒体丰富度较高的直播电商,因而对消费者忠诚的积极影响也不如直播电商强。

因此,本文提出如下假设:

H2a:网红直播电商中消费者的长期忠诚度比线上传统营销中消费者的长期忠诚度高。

然而,名人代言相关研究表明网红直播电商也可能给消费者忠诚带来负面影响。代言人的丑闻(Knittel和Stango,2014)、代言人同时为多个品牌代言等(Bergkvist和Zhou,2016)会削弱消费者对品牌的忠诚。类似地,在直播电商中,主播的“翻车”可能会殃及企业,主播推荐的产品过多也可能降低消费者对品牌的信任,从而导致直播电商对消费者品牌忠诚造成负面影响。此外,在网红直播电商中,粉丝与网红的关系强度等同于甚至超过了用户与产品的关系强度,这种更加严重的亲密关系资本化(Raun,2018)可能导致更脆弱的消费者忠诚。并且,网红和消费者之间的关系资本并没有增加产品本身的使用价值,只是在销售环节增强了消费者的购买欲(王彪和高贵武,2020)。网红直播电商中网红和消费者之间的关系资本诱发的冲动性消费很可能导致消费者事后后悔而形成对品牌的负面印象。而在没有代言人的线上传统营销中,企业则不用承担第三方代言人带来的负面影响。在有名人代言的线上传统营销中,由于名人与企业营销的关系不如网红紧密,因而名人给企业带来的负面影响也比网红小。

直播电商丰富度较高的媒体也可能并不能提升消费者对品牌的忠诚。在网红直播电商中,丰富度较高的媒体更多的是促进网红主播和消费者之间的互动,却不一定能促进消费者与企业的联系。因为直播间中的消费者互动通常由主播主导,企业在直播间与消费者的互动通常较少。此外,媒体丰富度对消费者行为的影响会随时间而减弱(Tseng和Wei,2020),而将新客户转化为品牌的粉丝是一个长期的过程(Leung等,2022),因此直播电商中丰富度较高的媒体对长期的消费者忠诚可能并不能产生显著的影响。此外,直播电商凭借丰富度较高的媒体营造“狂欢”情景来刺激非理性消费、强化甚至虚构商品感官爆点、加入虚拟“机器粉”等问题也会损

害直播电商营销效果的可持续性(王彪和高贵武,2020),对长期的消费者忠诚产生负面影响。媒体丰富度较低的线上传统营销所面临的这些问题的严重性不如媒体丰富度较高的直播电商,因而对消费者忠诚的负面影响比直播电商小。

因此,本文提出如下竞争性假设,期待通过实证研究来验证一对竞争性假设中哪一个更为真实:

H2b:网红直播电商中消费者的长期忠诚度比线上传统营销中消费者的长期忠诚度低。

三、数据收集与变量测量

为了验证本文的假设,本文搜集了来自某全球性化妆品品牌部分中国消费者的数据。该品牌于2020年3月初的“三八”妇女节期间在主流电商平台上分别采取网红直播电商和竞价排名、主页广告等线上传统营销两种方式进行了大促,并跟踪了这些大促所带来的消费者在2020年“618”期间的回购行为(该品牌在“618”期间未采用网红直播电商进行促销),这种天然的实验为本文对网红直播电商和线上传统营销进行比较提供了条件。并且,三个多月的时间间隔,比较符合化妆品相对低频的购买周期情况,可以较好地检验网红直播电商对长期消费者忠诚的影响。

本文作者与该品牌建立了良好的合作关系,该品牌为我们提供了部分消费者的数据,包括“三八”妇女节期间,通过网红直播电商购买了商品的8800名消费者的数据和通过线上传统营销购买了商品的3075名消费者的数据。在网红直播电商中,有5688个样本来自网红主播A的直播间,有3112个样本来自网红主播B的直播间。消费者数据包含两类:(1)基本数据,包括消费者是否是会员、是否是新客,消费者的性别、年龄、月均消费金额、护肤品年消费金额、护肤品年消费频次、所在城市等级等;(2)购买数据,包括购买的商品名称、购买金额、购买时间等。在基本数据中,消费者是否是会员、是否是新客,消费者的性别、年龄等数据是通过消费者留给该品牌的消费者信息获得的。“月均消费金额”是指消费者平均每月在购物上消费的金額,而不是在该品牌上消费的金額;“护肤品年消费金额/频次”是指消费者平均每年在护肤品上的消费金额/频次,而不是在该品牌上的消费金额/频次,这些数据是该品牌根据消费者的消费习惯估算得出的,在短期内不会发生显著的变化。因此,尽管基本数据的获取时间是在2020年3月初,在短短三个月之后的2020年6月,这些基本数据也不会发生较大的变化。购买数据是通过消费者的订单获得的,包括即时购买(2020年“三八”妇女节期间的购买)和回购(2020年“618”期间的购买)两期的购买数据。购买金额是指消费者的实际付款金额。该品牌的商品价格和折扣在线上传统营销和网红直播电商中基本上是一致的。只是相较于线上传统营销,网红直播电商中有一些额外的优惠,例如赠送商品小样、抽奖等。这些额外的优惠不是以价格或折扣的形式体现在购买金额上,因此购买金额不会因渠道间的价格或折扣产生较大的差异。

本文用消费者是否是新客户(*New*)、客单价(*PurchaseAmount*)、新客是否加入会员(*NewMember*)来衡量网红直播电商和线上传统营销的短期营销效果。消费者是否是新客户反映了营销方式招揽新客的能力,客单价反映了营销方式激发消费者即时购买的能力,新客是否加入会员反映了营销方式将招来的新客户转化为会员的能力。客单价直接关系营销带来的即时销售额,而新客户尤其是转化为会员的新客户不仅创造了当期的销售额,还为未来的销售提供了潜力。并且,新客户转化为会员,还反映了新客与品牌继续发展关系的意愿,在一定程度上也反映了新客对品牌的忠诚(Narayandas,2005)。鉴于这三个指标在当期体现,本文将其作为营销方式短期效益的衡量指标。基于前文对消费者忠诚相关文献的回顾,本文将消费者是否回购(*Repurchase*)、回购金额(*RepurchaseAmount*)、回购数量(*RepurchaseQuantity*)(白长虹和刘

炽,2002;唐塞丽等,2012;Dick和Basu,1994)作为衡量长期消费者忠诚的指标。主要变量的测量和描述性统计如表4所示。

表4 主要变量测量和描述性统计

变量名称	变量符号	变量含义	均值	方差	最小值	最大值
是否直播	<i>LiveStr</i>	消费者在“三八”妇女节期间的购买渠道是否是网红直播电商,0-否,1-是	0.741	0.438	0	1
是否新客	<i>New</i>	消费者是否是品牌的新客户,0-否,1-是	0.902	0.298	0	1
客单价	<i>PurchaseAmount</i>	消费者在“三八”妇女节期间购买商品所支付的总金额(元)	787.643	145.497	600	3300
新客是否加入会员	<i>NewMember</i>	新客户是否加入该品牌的会员,0-否,1-是	0.205	0.404	0	1
是否回购	<i>Repurchase</i>	消费者在“618”期间是否回购,0-否,1-是	0.050	0.217	0	1
回购金额	<i>RepurchaseAmount</i>	消费者在“618”期间回购商品所支付的总金额(元)	35.843	184.411	0	5560
回购数量	<i>RepurchaseQuantity</i>	消费者在“618”期间回购商品的总数量(件)	0.055	0.252	0	4
月均消费金额	<i>MonthlyConsump</i>	消费者每月的平均消费金额所在组别,组别越大,每月的平均消费金额越大	4.305	1.947	1	8
护肤品年消费金额	<i>AnnualSkinCareConsumpAmount</i>	消费者每年在护肤品上的平均消费金额所在组别,组别越大,每年的平均消费金额越大	8.252	1.990	0	10
护肤品年消费频次	<i>AnnualSkinCareConsumpFreq</i>	消费者每年购买护肤品的平均次数所在组别,组别越大,每年购买护肤品的平均次数越多	6.056	2.432	0	8
性别	<i>Gender</i>	消费者的性别,0-男性,1-女性	0.873	0.333	0	1
年龄	<i>Age</i>	消费者的年龄所在组别,组别越高,年龄越大	3.111	1.512	1	9
城市等级	<i>CityLevel</i>	消费者所在城市的等级,1—5表示一线到五线城市,6表示五线以下城市	3.066	1.551	1	6

本文将运用倾向得分匹配(propensity score matching, PSM)对样本进行匹配。检验某一政策的效果,最理想的方法是随机实验,然而现实中由于各种条件的限制,往往很难做到随机抽样。同样地,在本文的研究情境中,消费者也并不是被随机分配到线上传统营销和网红直播电商中的,这就导致可能存在样本选择偏误的问题。倾向得分匹配是缓解样本选择偏误问题常用的方法,其基本思想是,在评估某项政策的效果时,若能找到与实验组尽可能相似的控制组,就可能最大限度地降低样本选择偏误,使得政策评估的结果更加合理(Rosenbaum和Rubin, 1983)。本文将网红直播电商中的消费者视为实验组,将线上传统营销中的消费者视为控制组,两组中消费者忠诚的差异就反映了网红直播电商相较于线上传统营销对消费者忠诚的影响。

本文的倾向得分匹配以消费者在“三八”妇女节期间的购买渠道是否是网红直播电商(*LiveStr*)

为自变量,用反映消费者特征的变量,包括护肤品年消费金额(*AnnualSkinCareConsumpAmount*)、护肤品年消费频次(*AnnualSkinCareConsumpFreq*)、月均消费金额(*MonthlyConsump*)、性别(*Gender*)、年龄(*Age*)和城市等级(*CityLevel*),作为用来匹配样本的协变量。分别以因变量消费者是否是新客户(*New*)、客单价(*PurchaseAmount*)、新客是否加入会员(*NewMember*),以及消费者是否回购(*Repurchase*)、回购金额(*RepurchaseAmount*)、回购数量(*RepurchaseQuantity*)为结果变量。由于实验组的样本数8 800远大于控制组的样本数3 075,因此本文采用一对一无放回的匹配方法,从实验组中找到与控制组匹配的样本,使用Logit来估计倾向得分。倾向得分匹配结果和平衡性检验如表5所示。

表5 倾向得分模型的估算结果和平衡性检验结果

变量	Logit倾向得分模型	样本	实验组均值	控制组均值	标准化差异	标准化差异降幅(%)	t值	p值
<i>AnnualSkinCareConsumpAmount</i>	0.190***	匹配前	8.474	7.618	39.6		20.9	0.000***
	(0.011)	匹配后	7.640	7.618	1.0	97.4	0.37	0.713
<i>AnnualSkinCareConsumpFreq</i>	0.290***	匹配前	6.529	4.702	72.9		37.96	0.000***
	(0.009)	匹配后	4.479	4.702	-8.9	87.8	-3.48	0.001***
<i>MonthlyConsump</i>	0.059***	匹配前	4.377	4.098	14.1		6.86	0.000***
	(0.012)	匹配后	4.035	4.098	-3.3	77.5	-1.24	0.214
<i>Gender</i>	0.122*	匹配前	0.880	0.854	7.7		3.75	0.000***
	(0.066)	匹配后	0.839	0.854	-4.3	44.0	-1.59	0.111
<i>Age</i>	0.050***	匹配前	3.134	3.046	5.5		2.81	0.005***
	(0.015)	匹配后	3.034	3.046	-0.7	87.2	-0.28	0.776
<i>CityLevel</i>	0.133***	匹配前	3.133	2.873	16.8		8.03	0.000***
	(0.015)	匹配后	2.871	2.873	-0.2	99.0	-0.07	0.946

注:以因变量为结果变量的PSM匹配结果和平衡性检验均如此表所示;*** $p<0.01$,** $p<0.05$,* $p<0.1$ 。

表5的Logit倾向得分模型的估算结果显示,所有协变量都与消费者的即时购买渠道是否是网红直播电商显著相关。这表明消费者是否选择网红直播电商作为即时购买渠道受到消费者特征的影响,通过基于消费者特征的倾向得分匹配可以降低消费者的渠道选择偏好造成的样本选择偏误的影响。

平衡性检验结果表明倾向得分匹配较好地平衡了样本。标准化差异降幅显示,所有用于匹配的协变量的标准化偏差都大幅缩小,且所有的协变量匹配后的标准化偏差的绝对值都小于10%。T检验的结果显示,除护肤品年消费频次(*AnnualSkinCareConsumpFreq*)之外,其他协变量在控制组和实验组之间的差异都不显著。这些结果表明,在匹配后的样本中,网红直播电商中的消费者和线上传统营销中的消费者在可观测的特征上都得到了较好的匹配,增加了两组之间的可比性。

匹配后,线上传统营销和网红直播电商在短期效益和长期消费者忠诚上的指标表现如图1—图6所示。可以看出,在短期效益上,网红直播电商中的新客比例高于线上传统营销,但客单价的均值和新客会员转化率都低于线上传统营销。在长期的消费者忠诚上,网红直播电商中消费者的回购比例、回购金额和回购数量都小于线上传统营销。这表明,相对于线上传统营销,网红直播电商可能仅仅在短期效益上的新客招揽方面存在优势。

通过简单的均值比较,尚不能确定相比于线上传统营销,网红直播电商在短期效益和长期效益上是否有优势。进一步,本文将考虑消费者的消费特征和人口统计学特征等变量的影响,通过回归分析探究网红直播电商相比于线上传统营销的短期效益和对长期消费者忠诚的影响。

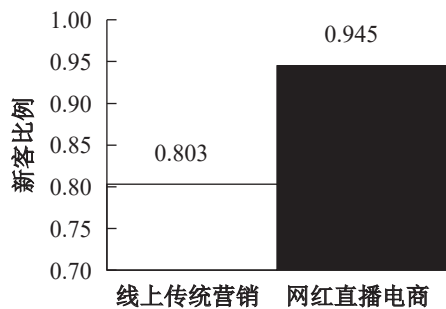


图1 新客比例

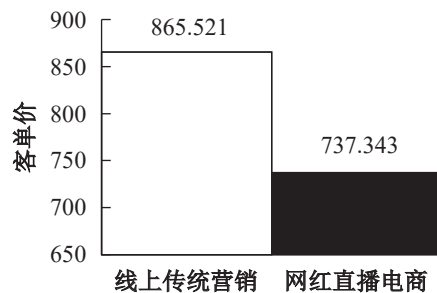


图2 客单价

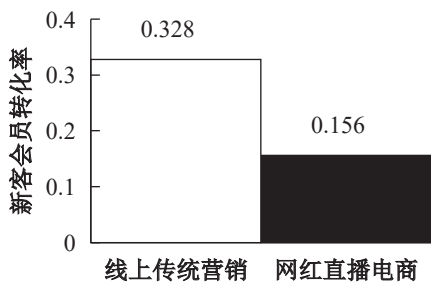


图3 新客会员转化率

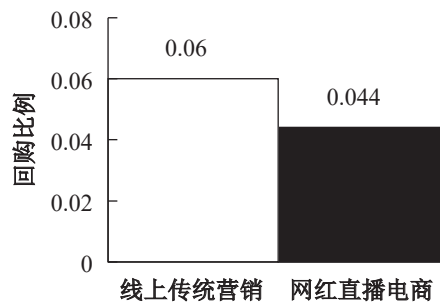


图4 回购比例

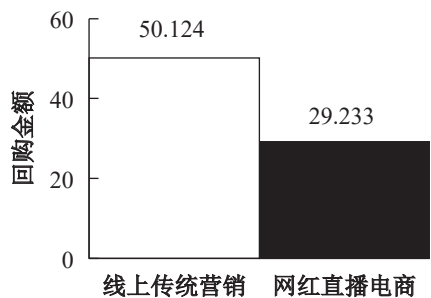


图5 回购金额

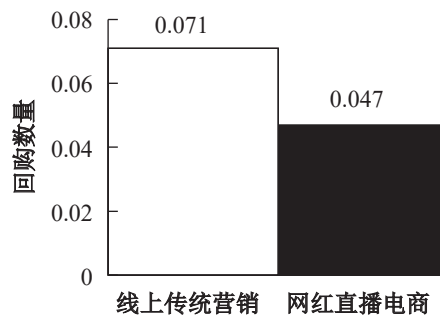


图6 回购数量

四、实证结果和分析

(一)模型设定

为了检验本文提出的假设,本文采用回归模型进行计量分析。回归模型如下:

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 LiveStr_i + \beta Control_i + \varepsilon_i$$

在模型中,下标*i*表示第*i*个消费者样本, y_i 为因变量。在分析网红直播电商的短期效益时, y_i 分别为是否新客(New_i)、客单价的对数($\lg PurchaseAmount_i$)和新客是否加入会员($NewMember_i$)。在分析网红直播电商对长期消费者忠诚的影响时, y_i 分别为是否回购($Repurchase_i$)、回购金额的对数($\lg RepurchaseAmount_i$)和回购数量($RepurchaseQuantity_i$)。其中,对连续型变量 $PurchaseAmount_i$ 和 $RepurchaseAmount_i$ 取对数可以减轻样本偏态分布和极端值的影响。对于没有回购的消费者,因为其回购金额即 $RepurchaseAmount_i$ 为0,无法取对数,所以本文参考相关文献中常用的以 $\lg(y+1)$ 为因变量的方法,将 $RepurchaseAmount_i$ 加1的对数作为因变量。 $LiveStr_i$

为本文的自变量,表示消费者在2020年“三八”妇女节期间的购买渠道是否是网红直播电商,系数 β_1 反映了网红直播电商相较于线上传统营销的短期效益或对长期消费者忠诚的影响。 $Control_i$ 表示若干控制变量,包括护肤品年消费金额($AnnualSkinCareConsumpAmount_i$)、护肤品年消费频次($AnnualSkinCareConsumpFreq_i$)、月均消费金额($MonthlyConsump_i$)、性别($Gender_i$)、年龄(Age_i)和城市等级($CityLevel_i$),系数 β 反映了控制变量对因变量的影响。

(二)结果分析

短期营销效果的回归估计结果如表6所示。在短期影响上,是否直播与是否新客正相关,与客单价和新客是否加入会员负相关,且都在1%的水平上显著。由于Logit模型估计的系数是对数几率比(log-odds ratio),为了更加直观地理解,本文将之转化为几率比(odds ratio)进行经济解释。匹配前的回归结果显示,网红直播电商中的消费者是新客的几率是线上传统营销的4.20倍(匹配前低估为3.77倍)。这表明,相比于线上传统营销,网红直播电商能够招揽更多的新客。因此,H1得到了支持,即网红直播电商在招揽新客这一短期营销效果的表现上优于线上传统营销。这可能得益于网红直播电商能够依托主播的粉丝,为品牌带来更多新的流量。

表6 短期营销效果的回归估计结果

模型	匹配前			匹配后		
	Logit	OLS	Logit	Logit	OLS	Logit
变量	<i>New</i>	<i>lgPurchaseAmount</i>	<i>NewMember</i>	<i>New</i>	<i>lgPurchaseAmount</i>	<i>NewMember</i>
<i>LiveStr</i>	1.328*** (0.07)	-0.155*** (0.00)	-0.965*** (0.05)	1.435*** (0.09)	-0.166*** (0.00)	-0.965*** (0.06)
<i>AnnualSkinCareConsumpAmount</i>	-0.022 (0.02)	0.010*** (0.00)	0.013 (0.01)	-0.012 (0.02)	0.007*** (0.00)	0.007 (0.01)
<i>AnnualSkinCareConsumpFreq</i>	-0.014 (0.01)	0.006*** (0.00)	0.017* (0.01)	-0.003 (0.01)	0.002** (0.00)	0.016 (0.01)
<i>MonthlyConsump</i>	-0.042*** (0.02)	0.010*** (0.00)	0.008 (0.01)	-0.013 (0.02)	0.008*** (0.00)	-0.003 (0.02)
<i>Gender</i>	-0.271*** (0.10)	0.067*** (0.00)	0.085 (0.07)	-0.221* (0.12)	0.052*** (0.01)	-0.008 (0.08)
<i>Age</i>	0.048** (0.02)	-0.009*** (0.00)	-0.001 (0.01)	0.043* (0.02)	-0.006*** (0.00)	-0.004 (0.02)
<i>CityLevel</i>	0.027 (0.02)	-0.014*** (0.00)	-0.040*** (0.02)	0.040 (0.03)	-0.013*** (0.00)	-0.036* (0.02)
Constant	1.827*** (0.20)	6.619*** (0.01)	-0.883*** (0.14)	1.518*** (0.23)	6.674*** (0.01)	-0.711*** (0.18)
Observations	11 875	11 875	11 875	6 150	6 150	6 150
R-squared		0.204			0.287	

注:*** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$ 。

比较有趣的是,匹配前的回归结果显示,在1%的显著性水平上,网红直播电商的客单价比线上传统营销降低了16.6%(匹配前低估为15.5%)。这表明,网红直播电商中的消费者比线上传统营销中的消费者购买的金额更小。这一结果与H1相反,即网红直播电商在提升客单价这一短期营销效果的表现上不如线上传统营销。这似乎与主播屡创销售佳绩的现实不符。事实上,这里的估计结果显示的是消费者的平均购买金额,即使网红直播电商中的消费者的平均购买金额较低,当网红直播电商中的消费者数量较多时,网红直播电商也仍然可以达到较高的总销售额。因此,网红直播电商中的消费者客单价较低并不与现实相悖。导致网红直播电商中的

消费者的平均客单价较低的原因可能是,网红直播电商中新客的比例较高,新客很可能由于对品牌了解不足而不敢大额购买。

值得注意的是,在1%的显著性水平上,网红直播电商中新客转化为会员的几率也比线上传统营销降低了61.90%(匹配前也为61.90%)。这表明,网红直播电商中的新客比线上传统营销中的新客更难转化为会员。这一结果与H1相反,即网红直播电商在促进新客转化为会员这一短期营销效果上比线上传统营销的表现差。这可能是因为网红直播电商中的新客主要来源于主播的粉丝,粉丝购买产品可能更多是出于对主播的信任,而非对品牌的信任,因而转化为品牌的会员的可能性就较低。而线上传统营销中的新客更可能是被品牌本身吸引而来的,因而更容易转化为品牌的会员。

营销方式的短期影响分析表明,网红直播电商的短期营销效果并不总是优于线上传统营销。相比于线上传统营销,网红直播电商在招揽新客方面具有明显的优势,但在提升客单价和促进新客转化为会员方面则表现较差。因此,H1仅得到部分支持。

除了网红直播电商的影响以外,回归估计结果显示,短期营销效果还受到其他变量的影响。在招揽新客方面,性别与消费者是否是新客负相关:女性是新客的概率比男性低19.83%(匹配前高估为23.74%),表明该品牌在女性中招揽新客比在男性中招揽新客更难;年龄与消费者是否是新客正相关:年龄每增加一个单位,消费者成为品牌的新客的可能性增加4.39%(匹配前高估为4.92%),表明该品牌在年长的消费者中招揽新客比在年轻的消费者中招揽新客更容易。这些结果大多反映了在非典型的化妆品消费人群中拓展新客潜力更大。

在客单价方面,护肤品年消费金额、护肤品年消费频次、性别都与客单价正相关:护肤品年消费金额每增加一个单位,客单价增加0.7%(匹配前高估为1%),表明每年在护肤品上花费较多的消费者在该品牌上消费的金额也较高;护肤品年消费频次每增加一个单位,客单价增加0.2%(匹配前高估为0.6%),表明每年购买护肤品次数较多的消费者在该品牌上消费的金额也较高;女性的客单价比男性高5.2%(匹配前高估为6.7%),表明女性在该品牌上消费的金额比男性高。相反,年龄、城市等级与客单价负相关:年龄每增加一个单位,客单价降低0.6%(匹配前高估为0.9%),表明年长的消费者在该品牌上消费的金额较低;消费者所在的城市等级每增加一个等级,客单价降低1.3%(匹配前高估为1.4%),表明不发达城市的消费者在该品牌上消费金额比发达城市的消费者低。这些结果大多反映了在化妆品消费能力较高的消费者人群中提升客单价潜力更大。

对消费者长期忠诚的回归估计结果如表7所示。在长期影响上,是否直播与是否回购、回购金额和回购数量都负相关,且大多在1%的水平上显著:网红直播电商中的消费者回购的几率比线上传统营销降低了27.80%(匹配前低估为26.07%);网红直播电商中的消费者的回购金额比线上传统营销降低了11.5%(匹配前低估为10.7%);网红直播电商中的消费者的回购数量比线上传统营销降低了0.023(匹配前低估为0.022)。这表明相比于线上传统营销,网红直播电商中的消费者回购比例更低,回购金额和回购数量也更少,说明网红直播电商中的消费者的长期忠诚度比线上传统营销中的消费者的长期忠诚度低,因此H2b得到了支持。这可能是因为网红直播电商中新客的比例较高,新客尚未形成对品牌的信赖,对品牌的忠诚度不如老客,因而回购的可能性和回购力度较低。并且,网红直播电商中的消费者对主播的依赖性较强,主播推荐的时候他们就购买,主播不推荐的时候,他们就很难再与品牌产生联系,这也可能导致网红直播电商中的消费者的回购表现不如线上传统营销中的消费者。

表7 消费者长期忠诚的回归估计结果

模型	匹配前			匹配后		
	Logit	OLS	OLS	Logit	OLS	OLS
变量	<i>Repurchase</i>	<i>lgRepurchase Amount</i>	<i>Repurchase Quantity</i>	<i>Repurchase</i>	<i>lgRepurchase Amount</i>	<i>Repurchase Quantity</i>
<i>LiveStr</i>	-0.302*** (0.10)	-0.107*** (0.03)	-0.022*** (0.01)	-0.327*** (0.12)	-0.115*** (0.04)	-0.023*** (0.01)
<i>AnnualSkinCare ConsumpAmount</i>	0.010 (0.02)	0.003 (0.01)	-0.000 (0.00)	0.001 (0.02)	-0.000 (0.01)	-0.001 (0.00)
<i>AnnualSkinCare ConsumpFreq</i>	0.002 (0.02)	0.000 (0.01)	0.000 (0.00)	0.001 (0.02)	-0.001 (0.01)	0.000 (0.00)
<i>MonthlyConsump</i>	0.045** (0.02)	0.014** (0.01)	0.002** (0.00)	0.037 (0.03)	0.013 (0.01)	0.002 (0.00)
<i>Gender</i>	0.299** (0.14)	0.084** (0.04)	0.016** (0.01)	0.238 (0.17)	0.070 (0.05)	0.015 (0.01)
<i>Age</i>	-0.009 (0.03)	-0.005 (0.01)	-0.001 (0.00)	0.007 (0.04)	0.000 (0.01)	-0.000 (0.00)
<i>CityLevel</i>	-0.051* (0.03)	-0.015* (0.01)	-0.002 (0.00)	-0.066* (0.04)	-0.020 (0.01)	-0.003 (0.00)
Constant	-3.109*** (0.28)	0.305*** (0.08)	0.057*** (0.01)	-2.953*** (0.35)	0.351*** (0.11)	0.063*** (0.02)
Observations	11 875	11 875	11 875	6 150	6 150	6 150
R-squared		0.002	0.003		0.003	0.003

注: *** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$ 。

除了网红直播电商的影响以外,只有消费者所在的城市等级与消费者是否回购显著负相关:消费者所在的城市等级每增加一个等级,消费者回购的可能性降低6.39%(匹配前低估为4.97%),表明发达城市的消费者对该品牌的忠诚度更高。这说明该品牌在发达城市发展忠诚消费者潜力较大。

(三)稳健性检验

作为稳健性检验,本文运用广义精准匹配的方法对样本进行匹配,并对匹配后的样本进行分析。广义精准匹配(coarsened exact matching, CEM)是一种控制观测数据中混杂因素对评估结果影响的非参数方法,主要目的是使实验组和控制组的数据保持平衡,增加两组数据的可比性。CEM的思想是暂时将每个变量粗化为有实质意义的组,对这些粗化的数据进行精确匹配,然后只保留匹配数据的原始值(Blackwell等,2009)。与倾向得分匹配(PSM)方法相比,广义精准匹配(CEM)有以下优势:(1)不需要以两组数据的共同区域为基础进行匹配,满足一致性原则。(2)能最大限度地保留原有样本,更能反映政策效果的真实情况。(3)对模型的依赖更少(Iacus等,2011,2012;Green等,2015)。

与PSM匹配一致,本文同样以护肤品年消费金额(*AnnualSkinCareConsumpAmount*)、护肤品年消费频次(*AnnualSkinCareConsumpFreq*)、月均消费金额(*MonthlyConsump*)、性别(*Gender*)、年龄(*Age*)和城市等级(*CityLevel*)作为用来匹配样本的协变量,进行CEM匹配。CEM匹配后,线上传统营销中的消费者样本为2964,网红直播电商中的消费者样本为8769。相较于匹配前的L1为0.763,匹配后的L1降到了0.695,更接近0,表明匹配效果较好,样本之间的平衡性变好。尽管CEM匹配减少了对模型的依赖,也降低了实验组和控制组个体差异导致的内生偏差,但仍需要借助模型控制匹配后的样本个体特征(Ho等,2007)。因此,本文运用CEM

匹配后的样本,结合匹配权重进行回归分析。回归结果如表8所示。

表8 广义精准匹配后的回归结果

模型	短期营销效果			长期营销效果		
	Logit	OLS	Logit	Logit	OLS	OLS
变量	<i>New</i>	<i>lgPurchase</i>	<i>NewMember</i>	<i>Repurchase</i>	<i>lgRepurchase Amount</i>	<i>Repurchase Quantity</i>
<i>LiveStr</i>	1.276*** (0.06)	-0.137*** (0.00)	-0.917*** (0.05)	-0.270*** (0.09)	-0.096*** (0.03)	-0.022*** (0.01)
<i>AnnualSkinCare ConsumpAmount</i>	-0.035* (0.02)	0.012*** (0.00)	0.015 (0.01)	0.014 (0.03)	0.004 (0.01)	0.000 (0.00)
<i>AnnualSkinCare ConsumpFreq</i>	-0.021 (0.02)	0.007*** (0.00)	0.019* (0.01)	0.000 (0.02)	-0.000 (0.01)	0.000 (0.00)
<i>MonthlyConsump</i>	-0.030* (0.02)	0.010*** (0.00)	0.005 (0.01)	0.047** (0.02)	0.014** (0.01)	0.002* (0.00)
<i>Gender</i>	-0.296*** (0.11)	0.067*** (0.00)	0.107 (0.07)	0.255* (0.15)	0.072* (0.04)	0.016** (0.01)
<i>Age</i>	0.057*** (0.02)	-0.010*** (0.00)	-0.006 (0.02)	-0.010 (0.03)	-0.005 (0.01)	-0.001 (0.00)
<i>CityLevel</i>	0.010 (0.02)	-0.013*** (0.00)	-0.040*** (0.02)	-0.037 (0.03)	-0.011 (0.01)	-0.002 (0.00)
Constant	2.039*** (0.24)	6.580*** (0.01)	-0.951*** (0.17)	-3.172*** (0.33)	0.284*** (0.10)	0.050*** (0.02)
Observations	11 733	11 732	11 733	11 733	11 732	11 732
R-squared		0.202			0.002	0.002

注:*** $p<0.01$,** $p<0.05$,* $p<0.1$ 。

表8显示,与线上传统营销相比,在短期营销效果上,网红直播电商吸引到新客的可能性更大($\beta=1.276, p<0.001$),但客单价($\beta=-0.137, p<0.001$)和会员转化率($\beta=-0.917, p<0.001$)却更低, H1得到部分支持;在长期营销效果上,网红直播电商中的消费者回购的可能性($\beta=-0.270, p<0.01$)、回购金额($\beta=-0.096, p<0.01$)、回购数量($\beta=-0.022, p<0.001$)都更低, H2b得到支持。这些结果与前文的分析结果一致,表明本文的分析结果具有稳健性。

(四)主播间的差异分析

在前文的分析中,本文是将网红主播A直播间的消费者和网红主播B直播间的消费者都统一看作实验组,并没有对两个直播渠道的消费者进行区分。而现有研究表明主播特性对消费者的感知和行为都会产生显著的影响,因而网红直播电商中不同的网红主播带来的短期效益和长期效益可能会有所不同。本研究中的网红主播A和网红主播B的特性也存在一些差异,这些差异很可能导致两者对消费者的影响不同。网红主播A是头部女主播,专业性更强,粉丝受众较广。网红主播B是头部男主播,情绪互动性较强,下沉市场的粉丝比例较大。因此,本文进一步比较不同网红主播参与的网红直播电商相对于线上传统营销的差异。

由于根据主播对样本进行细分后,样本量变小,为保证样本的充分利用,本文采用有放回匹配,使用k近邻匹配,用Logit来估计倾向得分,且仅对共同取值范围内的样本进行匹配。本文运用与前文相同的协变量分别对线上传统营销中的消费者样本和网红主播A直播间的消费者样本,以及线上传统营销中的消费者样本和网红主播B直播间的消费者样本进行匹配。在两次匹配中,都以线上传统营销中的消费者为控制组,网红主播A直播间的消费者和网红主播B直

播间的消费者分别作为实验组。在满足样本平衡性假设的前提下,得到了实验组和控制组在因变量上的差异。具体如表9所示。

表9 不同网红主播的网红直播电商与线上传统营销的差异

变量	网红主播A直播vs.线上传统营销						网红主播B直播vs.线上传统营销				
	样本	实验组	控制组	差异	SE	t值	实验组	控制组	差异	SE	t值
New	匹配前	0.910	0.803	0.107	0.007	14.50***	0.983	0.803	0.180	0.007	23.96***
	ATT	0.908	0.806	0.101	0.017	6.06***	0.983	0.806	0.177	0.011	16.66***
lgPurchaseAmount	匹配前	6.741	6.756	-0.015	0.002	-7.93***	6.400	6.756	-0.356	0.002	-165.38***
	ATT	6.740	6.753	-0.012	0.005	-2.58***	6.400	6.752	-0.352	0.003	-113.45***
NewMember	匹配前	0.211	0.328	-0.117	0.010	-12.12***	0.072	0.328	-0.256	0.010	-26.64***
	ATT	0.206	0.311	-0.106	0.020	-5.35***	0.072	0.330	-0.258	0.013	-19.62***
Repurchase	匹配前	0.065	0.060	0.005	0.005	0.90	0.011	0.060	-0.049	0.005	-10.48***
	ATT	0.066	0.051	0.015	0.010	1.54	0.011	0.060	-0.049	0.007	-7.49***
lgRepurchaseAmount	匹配前	0.417	0.397	0.020	0.035	0.55	0.072	0.397	-0.325	0.031	-10.55***
	ATT	0.424	0.336	0.088	0.065	1.36	0.073	0.395	-0.323	0.043	-7.53***
RepurchaseQuantity	匹配前	0.070	0.071	-0.001	0.006	-0.12	0.012	0.071	-0.059	0.006	-10.25***
	ATT	0.072	0.063	-0.009	0.013	0.72	0.012	0.070	-0.058	0.008	-7.3***
样本数		3396	1730				3108	2926			

注:*** $p<0.01$,** $p<0.05$,* $p<0.1$ 。

由表9可以看出,在匹配前和匹配后,在1%的水平上:网红主播A直播和线上传统营销在短期效益上都有显著的差异,但在长期效益上的差异都不显著;而网红主播B直播和线上传统营销在短期效益和长期效益上都呈现出显著的差异。

在短期效益上,匹配后,网红主播A和网红主播B直播间中的新客比例与线上传统营销中的新客比例差异分别为0.101和0.177,表明两名网红主播直播间的新客比例都高于线上传统营销;网红主播A和网红主播B直播间的客单价与线上传统营销的客单价的差异分别为-0.012和-0.352,表明两名网红主播直播间的客单价都低于线上传统营销;网红主播A和网红主播B直播间的新客会员转化率与线上传统营销的新客会员转化率的差异分别为-0.106和-0.258,表明两名网红主播直播间的新客会员转化率都低于线上传统营销。这些结果都与前文对网红直播电商和线上传统营销短期营销效果的分析结果一致。无论是网红主播A还是网红主播B参与的网红直播电商,招揽新客的能力都大于线上传统营销,但在提升客单价和促进新客转化为会员方面的能力都低于线上传统营销,H1得到了部分支持。网红主播A和网红主播B在短期营销效果上的差异在于:相比于线上传统营销,网红主播B的直播招揽新客的优势要大于网红主播A,但网红主播A的直播在客单价和新客会员转化率上的劣势要小于网红主播B。

在长期效益上,匹配后,网红主播B与线上传统营销的回购比例、回购金额和回购数量的差异分别为-0.049、-0.323和-0.058,表明网红主播B直播间的消费者的回购比例、回购金额和回购数量都低于线上传统营销。这些结果也与前文对长期消费者忠诚的分析结果一致。网红主播B直播间中的消费者的长期忠诚度比线上传统营销中的消费者的长期忠诚度低,H2b得到了进一步的验证。比较有趣的是,网红主播A与线上传统营销的回购比例和回购金额的差异分别为0.015和0.008,表明网红主播A直播间的消费者的回购比例和回购金额甚至超过了线上传统营销,但由于这一差异并不显著,因而并不与前文对长期消费者忠诚的分析结果相矛盾。这可能说明网红主播A的个人特性对消费者的回购有一定的促进作用,但这一促进作用还未达到显著的效果。网红主播A直播间的消费者回购数量与线上传统营销中的消费者回购数量的差异为-0.009,表明网红主播A直播间的消费者回购数量也低于线上传统营销,但与线上传统营

销之间的差距比网红主播B小,尽管这些差异不显著。这也与前文关于网红直播电商对长期消费者忠诚的影响的分析结果一致。

进一步地,为了考察不同网红主播主持的网红直播电商的效益差异,本文对网红主播A直播间的消费者和网红主播B直播间的消费者进行了对比分析。同样地,本文采用倾向得分匹配的方法,对网红主播A直播间的消费者样本和网红主播B直播间的消费者样本进行匹配,并以网红主播B直播间的消费者样本为控制组,网红主播A直播间的消费者样本为实验组。在满足样本平衡性假设的前提下,得到了两组在因变量上的差异。具体如表10所示。

表 10 不同网红主播的网红直播电商的差异

变量	样本	网红主播A	网红主播B	差异	SE	t值
New	匹配前	0.910	0.983	-0.073	0.005	-13.47***
	ATT	0.910	0.984	-0.074	0.006	-13.20***
lgPurchaseAmount	匹配前	6.741	6.400	0.341	0.001	283.47***
	ATT	6.741	6.400	0.341	0.001	259.83***
NewMember	匹配前	0.211	0.072	0.139	0.008	17.25***
	ATT	0.211	0.067	0.144	0.010	14.58***
Repurchase	匹配前	0.065	0.011	0.054	0.005	11.60***
	ATT	0.065	0.005	0.060	0.005	13.13***
lgRepurchaseAmount	匹配前	0.417	0.072	0.344	0.030	11.56***
	ATT	0.417	0.034	0.383	0.029	13.17***
RepurchaseQuantity	匹配前	0.070	0.012	0.058	0.005	11.36***
	ATT	0.070	0.005	0.065	0.005	13.38***
样本数		3434	2034			

注:*** $p<0.01$,** $p<0.05$,* $p<0.1$ 。

由表10可以看出,在匹配前和匹配后,在1%的水平上,网红主播A的直播和网红主播B的直播在短期效益上和长期效益上都存在显著的差异。这验证了现有研究中主播特性对消费者的行为有显著影响的结论。网红主播A的直播与网红主播B的直播在新客比例上的差异为负,在其他指标上的差异都为正,表明除新客比例以外,网红主播A的直播在其他各项指标上的表现都优于网红主播B的直播。这与现实中两位网红主播的带货能力相一致,总体而言,网红主播A的带货能力是高于网红主播B的。此外,网红主播A在化妆品产品营销方面的专业优势也优于网红主播B。但网红主播B的直播在招揽新客方面表现得更突出,这可能是因为网红主播B的粉丝群体对该品牌的化妆品了解较少,而该品牌通过网红主播B的直播达到了对这类消费者群体的渗透,从而提高了新客比例。

五、研究结论与讨论

(一)研究结论

针对当前研究大多仅从短期视角来探讨网红直播电商价值这一现象,本文基于消费者的实际购买数据,对网红直播电商和线上传统营销的长短期营销效果进行比较,探究了网红直播电商对长期消费者忠诚的影响。基于实证分析,本文发现:第一,在短期营销效果上,网红直播电商招揽新客的能力优于线上传统营销,但提升客单价、促进新客转化为会员的能力都低于线上传统营销。第二,在长期营销效果上,网红直播电商中的消费者的回购率、回购金额和回购数量都比线上传统营销中的消费者低,表明网红直播电商并不能比线上传统营销带来更忠诚的消费者。第三,网红直播电商带来的效益受到网红主播的影响,主播的个人特征、专业领域等方面差异都会导致网红直播电商在短期效益和长期效益上的差异。

(二)理论贡献

第一,现有研究大多聚焦于直播电商对消费者短期购买这一单一维度的影响,而对直播电商的其他方面影响关注较少,对直播电商影响维度的认识存在局限性。本文探究了网红直播电商在短期内招揽新客、转化会员和客单价上的绩效,并且揭示了网红直播电商对长期中消费者回购的影响。本文扩展了直播电商价值分析的测量维度和时间长度,从多维度 and 长期视角提升了对直播电商影响的理解。第二,现有研究大多以直播电商为单一研究对象,而缺少对直播电商与其他营销渠道的比较,对直播电商相较于其他营销渠道的相对表现认识不足。本文对网红直播电商和线上传统营销中的消费者进行了比较研究,拓展了直播电商研究的对象范围,增加了对直播电商与其他营销渠道的差异的认识。第三,现有研究大多基于问卷调查探讨直播电商对消费者意愿的影响,而对消费者实际行为的研究较少,对直播电商影响的测量存在局限性。因为消费者的意愿并不一定会带来相应的行为,因此直播电商对消费者意愿的影响并不一定能反映直播电商对消费者实际行为的影响。本文基于消费者实际购买数据的分析,相较于之前以问卷调查为主的研究,进一步提升了直播电商影响测量的可靠性。

(三)管理启示

第一,企业的营销渠道管理需要同时兼顾渠道的短期效益和长期效益。企业在布局直播电商时,不能仅仅看到直播电商带来的短期销售额的提升,还应当考虑直播电商对长期消费者忠诚的影响,将直播电商的长短期效益与企业的长短期目标结合起来更有益于企业做出科学的决策。第二,企业的营销渠道管理需要权衡各个渠道的相对优势。在选择直播电商时,不能只看到直播电商本身的表现,还要看到直播电商相对于其他备选渠道的优劣势。结合各个渠道的相对优势,灵活地进行渠道选择和组合,更有益于企业提升渠道的利用效率。第三,企业的营销渠道管理需要充分考虑渠道在多个维度上的表现。在评价直播电商的效益时,除了看销售额、回购金额和回购数量等直观的收益指标,还应当考察招新数量、会员转化率和回购率等潜在的收益指标,甚至还可以进一步考察直播电商带来的消费者品牌皈依(靳代平等,2016)、口碑效应等软效益。综合考量直播电商在各个方面的效益,更有益于企业合理地利用和发掘直播电商的价值。第四,企业的营销渠道管理需要注意利益相关者的协同。在选择主播时,不能只看主播的名气,还要考虑主播与品牌、品牌的目标消费者、品牌的目标等的契合度。考虑利益相关者之间的联系,更有益于企业发挥直播电商生态圈的效益。

(四)研究局限与展望

第一,本文只揭示了来自化妆品行业单个品牌的证据,未来的研究还可以检验直播电商在其他领域和边界条件下对消费者忠诚的影响,例如考虑产品、品牌、主播与消费者的关系、直播现场的特征等所带来的调节作用。第二,本文受数据的限制,只得到直播电商在两个时点的营销效果,且未能揭示直播电商营销效果背后的影响机制,未来的研究可以基于更全面的数据,研究直播电商的营销效果随时间变化的动态表现及其背后的机制。第三,本文衡量直播电商营销效果的变量只限于招新、会员转化和回购等相关变量,未来的研究可以探索直播电商在更多维度上的影响,如兼顾行为忠诚和态度忠诚,可以具体研究消费者超常规的购买行为、排外的品牌忠诚、非理性的品牌信念和成为企业内部人员的意愿(靳代平等,2016)等。第四,本文只研究了单次直播电商的影响,未来的研究可以考虑多次直播电商中直播电商使用频次、使用直播电商的时间间隔等带来的影响。

主要参考文献

- [1]龚艳萍,谭宇轩,龚钜塘,等.直播营销中主播类型及其社会临场感效应研究:基于模糊集的定性比较分析[J/OL].南开管理评论, <https://kns.cnki.net/kcms/detail/12.1288.f.20221001.1446.002.html>, 2022-10-11.

- [2]韩箫亦, 许正良. 电商主播属性对消费者在线购买意愿的影响——基于扎根理论方法的研究[J]. 外国经济与管理, 2020, 42(10): 62-75.
- [3]贾微微, 别永越. 网红经济视域下的影响者营销: 研究述评与展望[J]. 外国经济与管理, 2021, 43(1): 23-43.
- [4]靳代平, 王新新, 姚鹏. 品牌粉丝因何而狂热?——基于内部人视角的扎根研究[J]. 管理世界, 2016, (9): 102-119.
- [5]李琪, 高夏媛, 徐晓瑜, 等. 电商直播观众的信息处理及购买意愿研究[J]. 管理学报, 2021, 18(6): 895-903.
- [6]刘凤军, 孟陆, 陈斯允, 等. 网红直播对消费者购买意愿的影响及其机制研究[J]. 管理学报, 2020, 17(1): 94-104.
- [7]孟陆, 刘凤军, 陈斯允, 等. 我可以唤起你吗——不同类型直播网红信息源特性对消费者购买意愿的影响机制研究[J]. 南开管理评论, 2020, 23(1): 131-143.
- [8]孙婧, 王新新. 网红与网红经济——基于名人理论的评析[J]. 外国经济与管理, 2019, 41(4): 18-30.
- [9]谭思, 陈卫平, 房玉秀. 消费者线上参与度如何影响其农产品忠诚度?——基于社会学习理论视角的实证研究[J]. 农村经济, 2020, (2): 113-122.
- [10]吴娜, 宁昌会, 龚潇潇. 直播营销中沟通风格相似性对购买意愿的作用机制研究[J]. 外国经济与管理, 2020, 42(8): 81-95.
- [11]Bergkvist L, Zhou K Q. Celebrity endorsements: A literature review and research agenda[J]. *International Journal of Advertising*, 2016, 35(4): 642-663.
- [12]Chen C C, Lin Y C. What drives live-stream usage intention? The perspectives of flow, entertainment, social interaction, and endorsement[J]. *Telematics and Informatics*, 2018, 35(1): 293-303.
- [13]Dick A S, Basu K. Customer loyalty: Toward an integrated conceptual framework[J]. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 1994, 22(2): 99-113.
- [14]Hu M Y, Chaudhry S S. Enhancing consumer engagement in E-commerce live streaming via relational bonds[J]. *Internet Research*, 2020, 30(3): 1019-1041.
- [15]Iacus S M, King G, Porro G. Causal inference without balance checking: Coarsened exact matching[J]. *Political Analysis*, 2012, 20(1): 1-24.
- [16]Knoll J, Matthes J. The effectiveness of celebrity endorsements: A meta-analysis[J]. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 2017, 45(1): 55-75.
- [17]Leung F F, Gu F F, Li Y W, et al. Influencer marketing effectiveness[J]. *Journal of Marketing*, 2022, doi: 10.1177/00222429221102889.
- [18]Narayandas D. Build loyalty in business markets[J]. *Harvard Business Review*, 2005, 83(9): 131-139, 160.
- [19]Oliver R L. Whence consumer loyalty?[J]. *Journal of Marketing*, 1999, 63(4S): 33-44.
- [20]Su Q L, Zhou F, Wu Y J. Using virtual gifts on live streaming platforms as a sustainable strategy to stimulate consumers' green purchase intention[J]. *Sustainability*, 2020, 12(9): 3783.
- [21]Sun Y, Shao X, Li X T, Guo Y, Nie K. How live streaming influences purchase intentions in social commerce: An IT affordance perspective[J]. *Electronic Commerce Research and Applications*, 2019, 37: 100886.
- [22]Wongkitrungrueng A, Assarut N. The role of live streaming in building consumer trust and engagement with social commerce sellers[J]. *Journal of Business Research*, 2020, 117: 543-556.
- [23]Xu X Y, Wu J H, Li Q. What drives consumer shopping behavior in live streaming commerce[J]. *Journal of Electronic Commerce Research*, 2020, 21(3): 144-167.
- [24]Zhang M, Qin F, Wang G A, Luo C. The impact of live video streaming on online purchase intention[J]. *The Service Industries Journal*, 2020, 40(9-10): 656-681.

Can Internet Celebrity Live Streaming E-Commerce Bring Loyal Consumers? Evidence from a Cosmetics Brand

Zou Yufeng, Lu Xianghua, Li Fengyao

(School of Management, Fudan University, Shanghai 200433, China)

Summary: In recent years, the development of live streaming e-commerce is in full swing, especially the Internet celebrity live streaming e-commerce has repeatedly created sales miracles. However, there are also high marketing costs behind the bright sales performance of Internet celebrity live streaming e-commerce. Therefore, in addition to relying on small profits or even losses to bring firms a momentary sales boom, whether it can bring long-term profits for firms is a key factor to determine the sustainable development of Internet celebrity live streaming e-commerce, and also an important issue for firms to consider when laying out Internet celebrity live streaming e-commerce. However, most of the existing studies focus on the short-term impact of live streaming e-commerce, and pay insufficient attention to the long-term impact of live streaming e-commerce. In view of this, this paper explores the impact of Internet celebrity live streaming e-commerce on long-term consumer loyalty based on the research related to live streaming e-commerce and consumer loyalty.

The research collected the data of 8 800 consumers in the Internet celebrity live streaming e-commerce and 3 075 consumers in the online traditional marketing of a cosmetics brand (independent variable) on whether they were new customers and new members, and their purchase amount in the short term, and whether they repurchased, their repurchase amount and repurchase quantity (dependent variables) in the long term, as well as demographic characteristics (control variables), and used regression analysis to test the theoretical hypothesis. To reduce the error caused by sample selection bias, the research used PSM to match the samples. To check the robustness of analysis results, it also conducted analyses with the samples matched with the coarsened exact matching method. Considering the impact of the characteristics of Internet celebrities, it also conducted a difference analysis among Internet celebrities.

The results show that, in the short term, Internet celebrity live streaming e-commerce can indeed bring more new customers than online traditional marketing, while the membership conversion rate of these new customers and the average customer unit price in Internet celebrity live streaming e-commerce are lower than those in online traditional marketing; in the long term, consumers' repurchase rate, repurchase amount and repurchase quantity in Internet celebrity live streaming e-commerce are all lower than those in online traditional marketing, implying that consumer loyalty in Internet celebrity live streaming e-commerce is lower than that in online traditional marketing. The findings are crucial for firms to understand the expected revenue of Internet celebrity live streaming e-commerce and adjust management decisions.

The main contributions of this paper are as follows: First, it improves the understanding of the impact of live streaming e-commerce from a multi-dimensional and long-term perspective, which provides reference indicators for firms to balance the short-term and long-term benefits of marketing channels. Second, it promotes the understanding of the differences between live streaming e-commerce and other marketing channels, which provides enlightenment for firms to weigh the relative advantages of each marketing channel. Third, it reflects the actual impact of live streaming e-commerce, and improves the reliability of the measurement on the impact of live streaming e-commerce, which provides a reference basis for firms' marketing channel management.

Key words: Internet celebrity live streaming e-commerce; consumer loyalty; channel management; PSM

(责任编辑:王舒宁)