

转发行为下的电商直播营销影响因素研究

——基于观点动力学方法

沈 梁

浙江理工大学经济管理学院, 浙江 杭州

收稿日期: 2025年5月5日; 录用日期: 2025年5月19日; 发布日期: 2025年6月19日

摘 要

在当今电子商务的快速发展中, 电商直播带货作为一种新兴的互动方式, 已经成为产品营销的重要平台。本文基于观点动力学方法, 研究了转发行为下的电商直播营销影响因素。通过构建“直播间-转发”HK模型, 分析了直播间用户活跃度和原始粉丝数对电商直播营销效果的影响。研究发现, 直播间用户活跃度越高, 信息传播越快, 粉丝增长数越多, 但对观众对主播的认可程度影响有限; 原始粉丝数增加能显著增强直播营销效果, 但当超过一定比例后, 效果减弱。本研究为电商直播营销提供了新的理论支持和策略指导, 丰富了观点动力学在电商领域的应用。

关键词

电商直播, 观点动力学, 转发行为, 用户活跃度

Research on the Impact Factors of E-Commerce Live Streaming Marketing under the Behavior of Forwarding

—Based on Opinion Dynamics Method

Liang Shen

School of Economics and Management, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou Zhejiang

Received: May 5th, 2025; accepted: May 19th, 2025; published: Jun. 19th, 2025

Abstract

In the rapid development of e-commerce, live-streaming e-commerce has emerged as an important

platform for product marketing. This paper investigates the impact factors of e-commerce live-streaming marketing under the behavior of forwarding based on opinion dynamics. By constructing the “live room-retweeting” HK model, it analyzes the influence of live room user activity level and initial follower count on the marketing effect of e-commerce live-streaming. The results show that the higher the live room user activity level, the faster the information spreads and the more the follower increase. However, it has limited impact on the audience’s recognition of the host. The increase in initial follower count can significantly enhance the marketing effect of live-streaming, but the effect weakens when it exceeds a certain proportion. This study provides new theoretical support and strategic guidance for e-commerce live-streaming marketing and enriches the application of opinion dynamics in the field of e-commerce.

Keywords

E-Commerce Live Streaming, Opinion Dynamics, Retweeting Behavior, User Activity Level

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

在当今电子商务的快速发展中，直播营销作为一种新兴的互动方式，已经成为品牌传播、用户互动和观点形成的关键平台。用户观看主播的直播内容，并通过点赞、评论和转发等社交行为来分享和交流观点。针对这一现象，本文提出了一种新的“直播间-转发”HK模型，通过引入“主播规则”和“用户转发规则”，关注转发行为下直播间营销的影响因素，研究分析了直播间用户活跃度和原始粉丝数如何影响电商直播的营销效果。研究结果对于电商企业而言具有重要的实践意义，可以帮助企业更有策略地与高活跃度主播合作，利用社交媒体扩大品牌影响力。本研究电商直播营销提供新的理论支持和策略指导，同时也为观点动力学在电商领域的应用提供新的研究视角。

2. 文献综述

在过去的几十年里，观点动力学模型被广泛应用于政治、营销、心理学以及舆论等领域[1]，而电商直播作为一种多平台营销的方式，也适合用观点动力学研究，因为它提供了一个实时互动的环境，其中用户通过点赞、评论和转发等形式表达对产品或服务的态度，这些互动行为类似于观点动力学中个体间的意见交流和影响过程。此外，直播过程中主播与观众之间的动态互动以及观众之间的社交传播行为，这一过程中，能够显著影响观众的购买决策和品牌忠诚度，这与观点动力学模型中意见形成和演化的机制相吻合，并且在这一过程中主播和用户都扮演了信息传播者的角色。接下来将从三个方面展开综述：观点动力学模型、信息传播者、多平台舆论以及电商直播。

2.1. 观点动力学模型的研究

根据个体的观点是否连续可以将观点动力学分为两类：离散观点动力学模型和连续观点动力学模型。离散观点动力学模型通常将个体的观点表示为离散状态，如支持或反对、+1 或-1 等，其代表模型有 Voter 模型[2]和 Sznajd 模型[3]，前者最早用于研究选民投票，此时选民的意見只有支持和反对，选民的觀點會隨機跟隨某個鄰居的觀點，後者參考了鐵磁性規則，引入了個體間互動的強度，個體對鄰居的觀點進行投票，當多數鄰居持有同一觀點時，該個體會接受這一觀點。然而現實社會中人們的意見是非常多元化

的,离散观点动力学模型并不能很好地反映这个特点,而连续观点动力学模型则很好地改善了这个问题,连续观点动力学模型允许个体在连续的观点空间上持有任意态度,这使得个体可以拥有更加细分与细致的意见,其代表模型有 DW 模型[4]和 HK 模型[5],DW 模型会在一个时间步长内,随机选取 2 个个体进行观点交互,因此 DW 模型适合描述会议这类小范围内的意见交互场景。而 HK 模型会在一个时间步长内,让每个个体与其邻居进行观点交互。电商平台上同一时刻每个个体可以与其他用户进行交流讨论,因此 HK 模型的观点交互特点也令其更适合应用于电商平台。

2.2. 信息传播者的研究

而随着互联网的发展,出现了许多新型的信息传播者,如意见领袖、互联网水军、社交机器人等。与过去相比,其特点包括去中心化、传播速度快、影响范围和交互性强等陈一新等人[6]通过意见领袖的视角研究微博舆论反转,发现意见领袖数量越多,稳定后群体观点值越一致且平均观点值越接近意见领袖的观点王晗啸和张楚惠[7]将网络中的个体划分为人类用户、大众媒体和社交机器人三种群体,提出一种基于沉默螺旋的“双重意见气候”模型,发现仅需 10% 的社交机器人,就会造成三分之二以上的人类用户沉默 Nian 等人[8]建立了基于微博公众的新型社交网络 SIWICS 传播模型观点演变以研究互联网水军对舆论的影响。

2.3. 多平台舆论的研究

如今,舆论主要集中在各类网络平台上,包括论坛、购物网站和社交媒体等,用户更倾向在这些平台上来表达和交流自身的观点意见,因此学者们针对不同网络平台展开了研究。胡艳丽[9]针对某高校大型 BBS 论坛建立了基于兴趣的在线社会网络,发现该网络的增长具有非平稳特性,用户直接相互联系的增长是不均匀的。万岩和张涵[10]以淘宝为例总结了在线点评模式,并以此改进了 HK 模型,最终根据该模型在电子商务领域的应用提出了相关建议。社交媒体方面,何玉梅等人[11]以微博为研究对象,构建了微博舆情二元演化机制,为企业进行网络舆情管理和网络危机公关活动提供理论依据。

2.4. 电商直播的研究

对于电商直播,电商直播的用户是指进入电商直播间的所有观众[12],而学者们主要针对其行为的影响因素进行研究,主要包括主播、用户自身以及直播内容。左晶晶和李盈盈[13]为研究电商主播专业性的影响,基于 S-O-R 理论构建了链式中介模型,发现主播的专业性能够促进消费者进行冲动消费。张淑萍和冯蛟[14]针对社交媒体平台直播带货的场景,构建了基于线上冲动购买的模型,发现主播与消费者,消费者与消费者之间的互动对用户的社会临场感有正向影响。闫玉刚和官承波[15]观测新冠疫情期间直播带货传播现象,认为直播的用户普遍存在现实社会的压力,而直播间可以给用户提供一个平等真实地表达自己的平台。牛小静[16]从内容营销视角分析东方甄选直播间直播带货的创新方式和方法,发现优质内容不仅能够全面展示产品和企业信息,还能凸显产品价值,提升消费者的价值感知,进而起到引流和销售转化的作用。

不难发现,过去的研究不断丰富对于观点动力学和电商直播的研究内涵,但也存在一定的局限性,如观点动力学往往采用静态网络结构,忽略了网络结构动态变化对舆情传播的影响,而在实际的网络中,由于转发、关注和拉黑等用户行为的存在,这导致用户之间的连接是不断变化的,从网络结构上看就是节点之间的边界不断变化,信息的传播路径和距离也在变化,因此这种网络结构的变化对观点演化有着重要影响。而电商直播缺少使用动力学模型的研究方向,主要依靠实证分析进行研究。因此本文将会采用动态网络的方法,结合社交媒体上的转发行为并基于观点动力学的角度去研究电商直播影响的影响因素。

3. 模型构建与评价指标

在本节中，我们首先会介绍经典的 Hegselmann-Kraus 模型，然后构建基于用户活跃度的直播间规则和用户转发规则，完成“直播间-转发”HK 模型。最后介绍本文对于电商直播营销效果的评价指标。

3.1. HK 模型与无标度网络

HK 模型是最著名的有界置信度模型，其特别适合大规模的舆论，因此在本文我们将会使用 HK 模型作为个体间意见交互的基础。HK 模型假设个体的意见是在连续区间内分布的值 $[0, 1]$ 。此外，该模型提出的置信条件，认为两个个体仅在他们的观点差异值小于信任阈值 c 时才会交互，即 $|o_j^{(t)} - o_i^{(t)}| \leq c$ ，个体间的意见更新规则如下：

$$o_i^{(t+1)} = \frac{1}{|N_i^{(t)}|} \sum_{j \in N_i^{(t)}} o_j^{(t)} \quad (1)$$

其中 $N_i^{(t)}$ 是个体 i 在时刻 t 的满足置信条件邻居的集合。该公式表示时刻 t 个体 i 的意见会更新为满足置信条件邻居的意见均值(包括他自己)。在 HK 模型中，只允许相邻的个体进行交互。而在每个时间步，网络中的所有智能体将根据(1)更新他们的意见，并且智能体的意见会同步更新。

BA 无标度网络具有幂律分布的特点，也就是极少数节点具有高度连接，而大多数节点的连接数相对较低。能够很好地适用于移动通信、网页浏览以及社交媒体等网络环境。此外现实中的社交媒体用户之间，存在三两连接的情况，而学者们使用聚类系数来描述这种“三角连接”的程度，因此本文选择含聚类系数的无标度网络作为网络结构。

3.2. 构建直播间规则

由于直播间的用户并非时刻在线，并且直播间与整体的社交媒体平台在用户范围上有着明显的区别，因此本文将会构建基于用户活跃度的直播间规则。

3.2.1. 用户活跃度

在社交媒体上，用户只能在处于在线状态时进行交互，即如果用户离线，则无法在社交媒体上交互。两个用户要交互，必须同时在线。同时结合本文实际，我们提出了用户活跃度的概念[17]，以量化用户更新其观点的可能性。其表述如下：

$$p_{act} = \frac{t_i}{t_f} \quad (2)$$

其中 p_{act} 用于描述用户活动程度， t_f 表示个体 i 的每日在线时长， t_i 表示用户可用于参与在线互动的的时间。在我们的模型中，在每个时间步内，用户都会以 p_{act} 的概率交互并更新他们的观点。同时，我们使用 p_{lcr} 代表直播间用户活跃度。

3.2.2. 直播间规则

本文设置网络构建过程中的初始节点为主播，与主播直接相连的是直播间内用户，其余为一般用户，直播间用户会与主播进行直接的互动和转发，并且直播间用户与一般用户有可能由于转发行为相互转化。此外上一节提到，在本文中，0 表示极度厌恶主播带货的产品，1 表示极度认可主播带货的产品，而主播由于带货需求，因此其观点值始终为 1，而其他所有用户的观点按照 $[0, 1]$ 上随机均匀分布的方法设置。主播始终在线，设置其活跃度为 1，而根据调查，真实用户的平均每日在线时间约为 2 小时 27 分钟[18]，即 t_i 约为 2.45 小时。假设每个用户花费 8 小时睡眠和 8 小时用于工作和其他活动，则 t_f 约为 8 小时。因

此, 根据(2), 我们得到一般用户的活跃度约为 0.3。

3.3. 构建用户转发规则

直播间用户可能因为认可或者否定主播而进行转发, 为了将这两种转发过程转化为可以进行计算机仿真的机制, 本文将两种转发过程归纳为如下转发行为。

3.3.1. 基于认可的转发行为

认可阈值 α 反映了个体在社交媒体上对于带货主播的接受程度。在现实社会中, 这可以对应于个体对于信息源的更进一步的信任程度。这种信任程度可以影响用户是否转发主播的信息, 以及他们对信息的反应速度。

如果直播间用户非常认可主播, 二者的观点差值小于认可阈值 α , 即 $|o_A^{(t)} - o_B^{(t)}| < \alpha$, 其中 $o_A^{(t)}$ 与 $o_B^{(t)}$ 表示了主播与直播间用户的观点值, 并且如果目前受众与内容发布者没有连接, 那么受众会与主播产生一条新的无向边, 并且受众成为了一个新的直播间用户。这一过程见图 1。

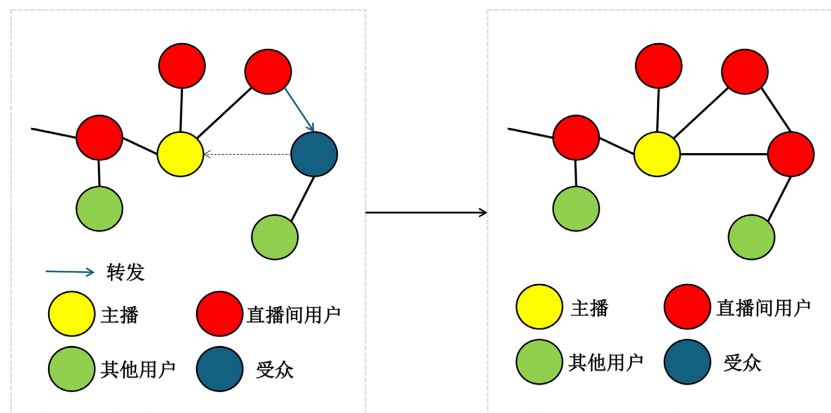


Figure 1. Retweeting based on endorsement of viewpoints
图 1. 基于认可的转发过程

3.3.2. 基于否定的转发行为

否定阈值 β 表示个体拒绝或质疑带货主播的程度。在现实社会中, 这可以对应于个体对信息的怀疑程度。当信息与个体的信念或经验相悖时, 他们可能会持怀疑态度, 并寻求更多证据来验证信息的真实性。用户可能会因为对主播的不信任或不同意而转发不利于主播带货的信息。

如果直播间用户非常不认可主播, 二者的观点差值大于否定阈值 β ($\alpha < \beta < c$), 即 $|o_A^{(t)} - o_B^{(t)}| > \beta$, 同样的 $o_A^{(t)}$ 与 $o_B^{(t)}$ 表示了主播与直播间用户的观点差值, 并且如果目前受众与内容发布者已有连接, 那么受众删除与主播的连边, 并且受众不再是直播间用户。这一过程见图 2。

信任阈值 c 反映了用户容忍观点差异的程度, 我们设置 $\alpha = 0.3c$, $\beta = 0.7c$, 在这种配置下 $|c - \alpha| = |c - \beta| = 0.3c$, 并且 α 和 β 都处于中等水平, 这意味着在用户转发后添加或删除边缘的概率是相似的。这种设置方法一方面可以防止网络因新边数过多而变得过于密集, 另一方面也可以避免网络因移除大量边而变得过于稀疏, 从而达到一定的平衡状态。在现实中人们并不会无限制地进行关注和拉黑, 同时为了避免仿真结果不收敛, 本文设置每个个体关注和拉黑次数上限均为 50。此外在下文中, 除非特别标注, 否则“转发行为”包含这两种具体的机制。

至此, 我们构建完成了“直播间-转发”HK 模型, 接下来将会进行变量和评价指标的选取。

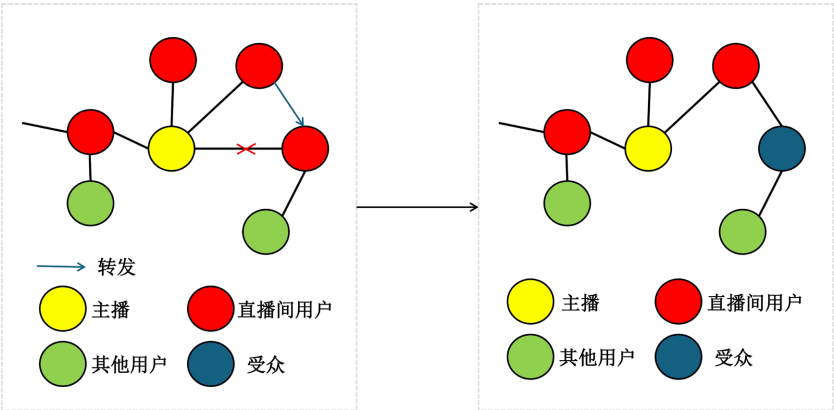


Figure 2. Retweeting based on negation of viewpoints
图 2. 基于否定的转发过程

3.4. 变量选取与评价指标

3.4.1. 变量选取

本文的研究重点是直播间营销的影响因素，基于本文的模型主要选取直播间用户活跃度和原始粉丝数两个变量，接下来将会展开介绍：

1) 直播间用户活跃度

上一部分我们提到了直播间规则，其中我们定义了直播间用户和用户活跃度，而在实际的电商直播中，直播间用户的活跃度影响直播间营销的重要因素。当直播间的用户认可主播和产品时，他们越活跃，则越有助于信息传播，并且越容易吸引其他用户来直播间，这一过程对应现实中的“涨粉”，并且由于回音室效应，所有直播间用户也会更认可主播和产品，从而促进直播间营销效果。但是反过来，如果主播或产品存在负面消息或者直播内容质量下降，导致直播间用户开始对主播和产品失去信任，并开始散播负面消息，导致直播间的用户越来越少，这一过程对应现实中的“掉粉”，粉丝越来越少，直播效果越来越弱，导致对直播间营销起到负面作用。因此，本文将会把直播间用户活跃度作为一个重要的变量去研究。

2) 原始粉丝数

在现实中，一些用户可能因为平台推送等因素，偶然成为直播间的第一批用户，我们把这些用户称为原始粉丝，并且由于原始粉丝刚接触到主播所在的直播间，并未对主播和产品有着足够的认知和交互，因此他们的观点仍然是随机不确定的。在我们的模型中，当无标度网络构建完成后，我们把初始节点作为主播，先删去其所有连接，然后再随机选取一定数量的节点与其产生连接，从而作为原始粉丝。原始粉丝数对直播间营销也有重要作用，由于无标度网络是异质性、不均匀的网络，这些原始粉丝在网络中处于不同位置，对于信息和观点传播的效果不同，原始粉丝数越多，则他们越有可能是高度连接的节点、或是作为连通网络的桥梁，越有助于信息传播，但类似于直播间用户活跃度中提到的，信息传播不一定总是有助于直播间营销，也因此，本文会把原始粉丝数作为一个重要变量去研究。

3.4.2. 评价指标选取

为了观测以上两个变量直播间营销的影响效果，我们将会用以下几个指标来评价衡量：

1) 收敛时间

在现实网络平台上，用户对于不同话题或事件的观点从最初的多样性逐渐趋向一致或少数几种观点所用的时间不尽相同。为了描述和区分这种意见走向稳定的时间，舆情动力学引入了稳态与收敛时间的

概念。稳态是指舆情动力学系统经过足够长的时间演化后，观点分布不再随时间变化的状态，此时系统达到了动态平衡，也就是说系统是稳定。而收敛时间通常定义为系统从初始意见分布开始，通过个体间的相互作用和信息传播，到达一个稳态所需要的时间。收敛时间的长度对应所有用户观点不再改变的时间长短。

2) 信息熵

如果两种意见之间的差异足够小，则可视作同一意见或一个意见集群，这种意见集群被称为意见簇。过去，舆情动力学家常常用意见簇数量 K 来描述意见分布情况。然而，考虑两种场景：假设同样是有 500 个个体 5 个意见簇，也就是 K 都是 5。在一个场景中，五个意见簇中的每个意见簇都有 100 个个体。在另一个极端场景中，一个集群有 496 个个体，而其余集群每个集群只有一个个体。显然，这两种情况下的意见分布是完全不同地使用 K 来衡量碎片化并不能区分这些差异。

为此，为了更好地描述意见碎片化，遵循 Han 等人[19]的方法，通过计算香农信息熵来实现这一点， S_i 是意见簇的相对大小，即意见簇 i 中个体数量与系统中所有个体数量之间的比率。将意见集群的相对大小都按降序排序，即 $1 \geq S_1 \geq S_2 \dots \geq S_k$ 。则信息熵 H 为：

$$H = -\sum_{i=1}^K s_i \log_2 s_i \quad (3)$$

对于刚才提到的两种情景， H 分别为 1.3288 和 1.7908，存在显著差异。因此， H 可以更好地描述意见的聚合程度，信息熵越小，意见越聚合，反之意见越分散，信息熵为 0 的时候就是共识状态。本文将会把稳态时的信息熵作为观点聚合程度的观测指标。

3) 平均意见值

通过计算网络中稳态时意见值的平均值，可以得到稳态时的平均意见值，在本文中，平均意见值越接近 1 说明直播间营销效果越好，反之越小说明直播间营销效果越差，通过观测对比稳态时的平均意见值，我们可以评价不同因素对直播间营销的效果。

4) 粉丝增长数

由于主播会被直播间用户转发从而涨粉，因此稳态时其直播间用户会增加，我们定义稳态时的直播间用户的增量为粉丝增长数，粉丝增长得越多后续直播的效果越好，通过观测对比最终粉丝数，我们可以评价不同因素下直播间营销的传播效果。

4. 仿真实验与结果分析

在我们的仿真过程中，我们设置节点数 500，三角连接数 75，这样保证了网络整体具备一定程度的规模效应和聚类系数。由于社交媒体上的用户乐于交流，可以认为用户属于开放型个体[20]，因此设置所有用户的信任阈值 = 0.5。此外，每个实验均进行 1000 次蒙特卡洛模拟，以确保结果的统计显著性。此外，为了更直观地体现转发行为对网络结构的改造效果，接下来将会以一次实验结果为例来说明：

某次实验中初始时刻和达到稳态后网络结构的变化见下图 3。其中黄色节点表示主播，红色为直播间用户，绿色为直播间外的一般用户，蓝线表示通过转发建立的新连接。可以发现，初始时刻直播间用户较少，而经过转发并且达到稳态后，直播间用户剧增但仍然有少数一般用户，并且网络结构也变得更密集。

4.1. 直播间用户活跃度的仿真实验与结果分析

这里我们设置原始粉丝数为 50，并设置变量直播间用户活跃度为 0.3, 0.4, ..., 1，实验结果见图 4。

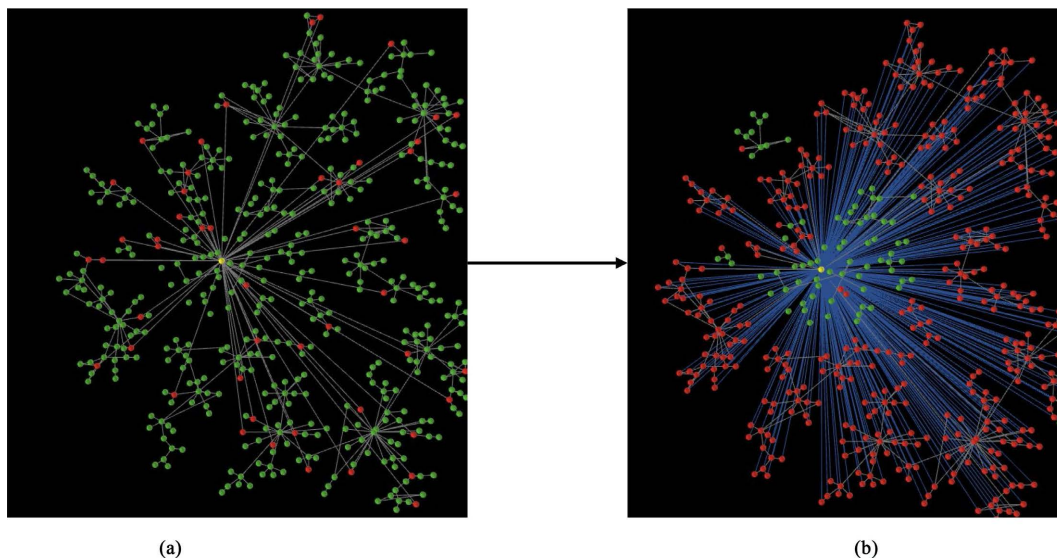


Figure 3. Evolution of network structure. (a) Initial state; (b) Steady state
图 3. 网络结构变化图。(a) 初始时刻；(b) 达到稳态

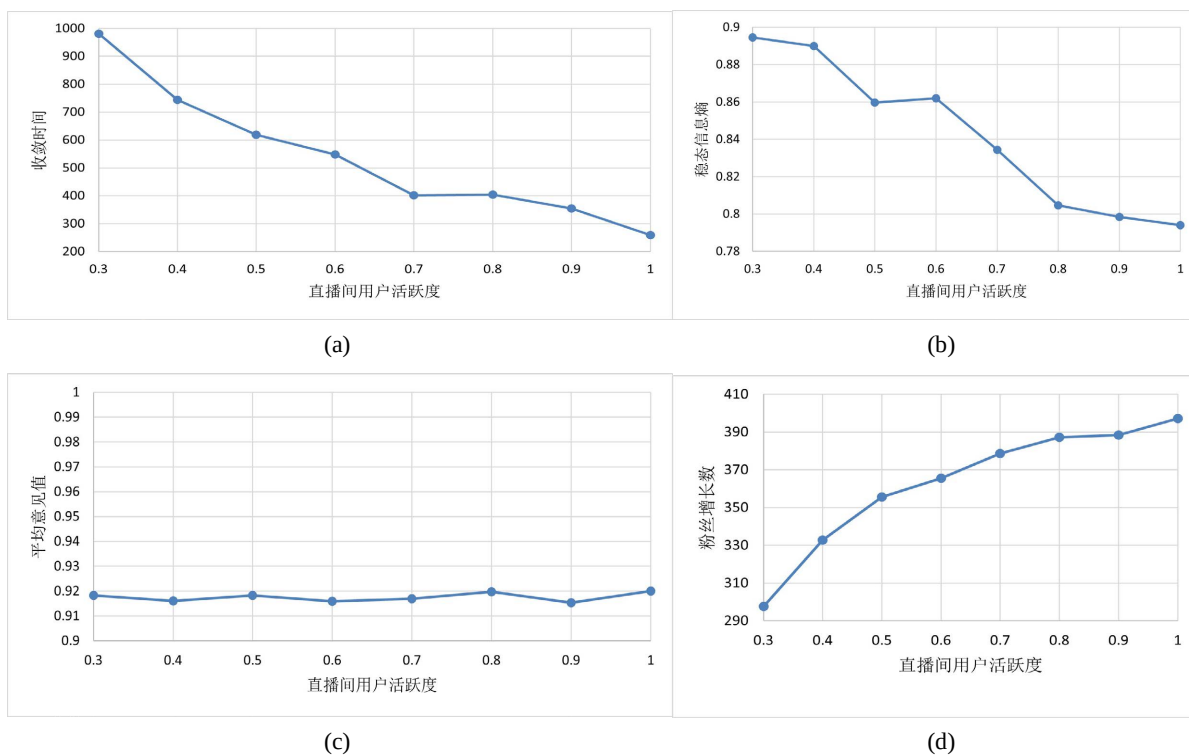


Figure 4. Experimental results of live room user activity level
图 4. 直播间用户活跃度的实验结果

直观地来看，随着直播间用户活跃度的增加，收敛时间和稳态信息熵减少，平均意见值变化不大，粉丝增长数增加。这表明直播间用户活跃度有助于直播营销，但是无法很好地改善观众对于主播的看法。

造成上述结果的原因是直播间用户活跃度越高，这些用户越容易与一般用户交流并转发，一般用户也会更快、更容易接触到主播并进入直播间，粉丝也会增长得更多。但是另一方面进入直播间人越多，

不同的意见也会越多，这些多元化的意见导致了所有用户对主播的看法并不会发生明显改变。同时我们也注意到，这些变化也存在着小幅度的波动，这是因为直播间用户不一定总是能够处于信息传播的关键节点。

4.2. 原始粉丝数的仿真实验与结果分析

在这一部分我们设置直播间的用户活跃度为 0.7，并且设置变量原始粉丝数为 10、20……100，实验结果见图 5。

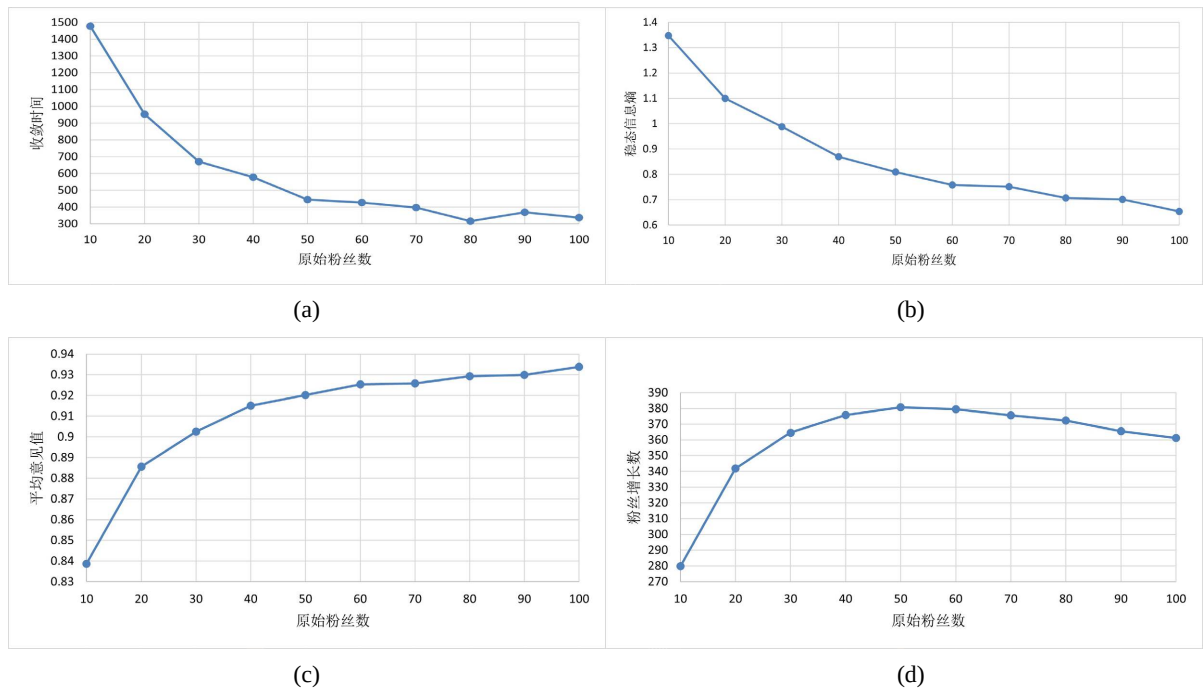


Figure 5. Experimental results of initial follower count

图 5. 原始粉丝数的实验结果

通过对结果直观的观察，我们发现随着原始粉丝数增加，收敛时间和稳态信息熵减小并趋向平稳，平均意见值增大并趋向平稳，粉丝增长数先剧增后缓慢减少。这表明原始粉丝越多观点能够更快地交互完成，并且意见越一致，用户越认可主播，也就是总体来说原始粉丝数越多，直播营销的效果越好，并且不同于直播间用户活跃度的实验结果，由于原始粉丝在早期就接触到主播，更容易信任认可主播，导致其在后续过程中对其他用户观点的影响更明显。

具体来看，当原始粉丝数从 10 增加到 50 时，收敛时间和稳态信息熵显著减小，平均意见值和粉丝增长数显著增加，这是因为在这一阶段原始粉丝占比小，当其增加时更容易处于网络的枢纽节点，从而促进信息传播和观点交互。而当原始粉丝数从 50 增加到 100 时，其开始超过关键枢纽节点的数量，这部分额外的原始粉丝大概率只能作为网络的一般节点，对信息流通和扩散效果不如关键节点，这也导致了粉丝增长能力减弱，综上所述不难发现，造成实验结果变化的分界点大致位于原始粉丝数等于 50，也就是原始粉丝约占比 10%。

综上所述我们可以总结：原始粉丝数增加能够显著增强直播营销的效果，但是当原始粉丝数超过一定比例(约 10%)后，其对直播营销的增强效果明显减弱。

5. 结语

本研究基于观点动力学的方法,通过构建直播间规则和转发规则来模拟转发行为下的直播间营销,探讨直播间用户活跃度和原始粉丝数对电商直播营销的影响效果,结论如下:1)直播间用户活跃度能增强直播营销的效果,但是无法影响所有用户对主播的认可程度2)原始粉丝数能够显著增强直播营销的效果,但是当原始粉丝数超过一定比例后,其对直播营销的增强效果明显减弱。但同时也存在以下不足:一是没有对本文的两个变量之间的交互作用和组合效应进行分析,在实际的直播营销过程中,高活跃度用户与大量原始粉丝的组合可能会产生独特的效应,这种交互作用可能对营销效果产生更为复杂的影响。二是缺乏实际数据支持,研究主要基于仿真实验,缺乏实际的电商直播数据来对模型和结论进行验证。总体来说,本研究为拓宽了电商直播的研究视角,并丰富了电商直播的研究内容。

参考文献

- [1] Morărescu, I.C., Varma, V.S., Buşoniu, L. and Lasaulce, S. (2020) Space-Time Budget Allocation Policy Design for Viral Marketing. *Nonlinear Analysis: Hybrid Systems*, **37**, Article ID: 100899. <https://doi.org/10.1016/j.nahs.2020.100899>
- [2] Holley, R.A. and Liggett, T.M. (1975) Ergodic Theorems for Weakly Interacting Infinite Systems and the Voter Model. *The Annals of Probability*, **3**, 643-663. <https://doi.org/10.1214/aop/1176996306>
- [3] Sznajd-Weron, K., Sznajd, J. and Weron, T. (2021) A Review on the Sznajd Model—20 Years After. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, **565**, Article ID: 125537. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2020.125537>
- [4] Deffuant, G., Neau, D., Amblard, F. and Weisbuch, G., (2001) Mixing Beliefs among Interacting Agents. *Advances in Complex Systems*, **3**, 87-98.
- [5] Hegselmann, R. and Krause, U. (2002) Opinion Dynamics and Bounded Confidence, Models, Analysis and Simulation. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, **5**, 1-33.
- [6] 陈一新, 陈馨悦, 吕妍, 等. 基于改进 Hegselmann-Krause 模型的微博舆论反转研究[J]. 情报理论与实践, 2020, 43(1): 82-89.
- [7] 王晗啸, 张楚惠. “双重意见气候”下社交机器人舆论干预影响研究——基于 ABM 仿真模拟沉默螺旋效应[J]. 新闻大学, 2022(12): 75-90, 124.
- [8] Nian, F., Wang, C., Zhang, D. and Dang, Z. (2024) A Study on the Propagation of Online Public Opinion by Internet Water Army. *Social Network Analysis and Mining*, **14**, Article No. 27. <https://doi.org/10.1007/s13278-023-01182-w>
- [9] 胡艳丽. 在线社会网络中的舆论演化关键技术研究[D]: [博士学位论文]. 长沙: 国防科学技术大学, 2014.
- [10] 万岩, 张涵. 在线点评模式下的舆论动力学模型研究[J]. 北京邮电大学学报(社会科学版), 2012, 14(4): 9-15.
- [11] 何玉梅, 齐佳音, 刘慧丽. 基于微博的个体持续度舆论动力学研究[J]. 情报科学, 2015, 33(12): 117-121.
- [12] 黄蓉. 我国电商直播用户行为研究简述[J]. 新媒体研究, 2024, 10(7): 6-9.
- [13] 左晶晶, 李盈盈. 电商主播专业性对消费者冲动购买行为的影响及机制[J]. 消费经济, 2023, 39(4): 94-102.
- [14] 张淑萍, 冯蛟. 电商直播中消费者冲动购买的机制——基于互动和匹配性假设视角[J]. 哈尔滨工业大学学报: 社会科学版, 2023, 25(3): 138-144.
- [15] 闫玉刚, 宫承波. 狂欢化与去狂欢化——基于新冠疫情期间直播带货传播现象的冷思考[J]. 当代电视, 2020(6): 94-97.
- [16] 牛小静. 基于内容营销的直播电商创新与启示——以东方甄选直播间为例[J]. 时代经贸, 2023, 20(6): 48-50.
- [17] 樊超, 郭进利, 韩筱璞, 等. 人类行为动力学研究综述[J]. 复杂系统与复杂性科学, 2011, 8(2): 1-17.
- [18] 哪国人在社交媒体上花费时间最多? [EB/OL]. 2022-05-04. <https://cn.weforum.org/stories/2022/05/na-guo-ren-zai-she-jiao-mei-shang-hua-fei-shi-jian-zui-duo/>, 2025-04-21.
- [19] Han, W., Feng, Y., Qian, X., Yang, Q. and Huang, C. (2020) Clusters and the Entropy in Opinion Dynamics on Complex Networks. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, **559**, Article ID: 125033. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2020.125033>
- [20] 赵奕奕. 突发性群体事件下基于有界信任规则的舆论传播机理研究[D]: [博士学位论文]. 成都: 电子科技大学, 2014.