

电商平台个性化推荐信息多样性对用户在线购物决策的影响研究

张宇航

上海工程技术大学管理学院, 上海

收稿日期: 2023年8月16日; 录用日期: 2023年10月9日; 发布日期: 2023年10月17日

摘要

由于个性化推荐系统产生的推荐是提升人气和消费者活跃度的重要手段, 因此目前已被电商平台广泛的应用。然而由于各类推荐信息不同的影响机制等复杂性问题, 消费者可能会短暂的被吸引, 但却不做出购买选择, 进而形成一种假性活跃, 这对注重消费转化率的商家来说并不是一件好事。如何选择有效的推荐策略, 避免消费者的“假性活跃”, 提升消费者的购买转化率, 对营销人员来说是一项挑战。本文基于国内某大型电商平台信息流数据, 分析曝光信息多样性对消费者不同行为决策的影响, 研究发现消费者对多样性信息的处理在不同行为决策时是不同的, 尽管与用户消费行为相关的因素多种多样, 但直观的电商平台推荐信息多样性设计是营销人员需要考虑的核心方面, 丰富了当前信息科学领域的推荐多样性问题研究, 并给予电商企业在个性化推荐系统多样性投放方面一定的建议。

关键词

个性化推荐, 信息多样性, 消费者二阶段决策, 假性活跃

A Study on the Impact of Personalized Recommendation Information Diversity on Online Shopping Decisions of E-Commerce Platforms

Yuhang Zhang

School of Management, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai

Received: Aug. 16th, 2023; accepted: Oct. 9th, 2023; published: Oct. 17th, 2023

Abstract

Due to the fact that personalized recommendation systems generate recommendations as an important means of increasing popularity and consumer activity, they have been widely used on e-commerce platforms. However, due to the complexity of the impact mechanisms of different types of recommendation information, consumers may be briefly attracted but do not make purchasing choices. Forming a pseudo activity is not a good thing for businesses that focus on consumption conversion rates. How to choose effective recommendation strategies, avoid consumers' false activity, and improve their purchase conversion rate is a challenge for marketers. Although there are various factors related to user consumption behavior, the design of intuitive e-commerce platform recommendation information diversity is a core aspect that marketers need to consider. While ensuring the accuracy and efficiency of personalized recommendations on e-commerce platforms, enriching recommendation diversity has become an important issue in the current field of information science.

Keywords

Personalized Recommendation, Information Diversity, Two-Stage Decision-Making by Consumers, False Activity

Copyright © 2023 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

各大运营商为了占据市场份额，不断精准推荐信息，以期提升消费者活跃度，致力打造“高活跃”平台。但不同的推荐信息并不总是正向的影响消费者的行为，过度的个性化推荐使得用户信息过载，营造出表面积极参与，反而购买意愿不高的现象，即为一种“假性活跃”。当下，主流电商平台或过分强调用户实时活跃度，如“同时在线人数超百万”，“8000+人已浏览过商品”等信号的释放，给消费者群体营造出活跃的现象。又或片面强调“订单转化率”，“100+人购买了该商品”等用户指标，忽视了用户在浏览和购买两个不同行为上信息加工与决策的差异性。

在讨论推荐信息多样性的影响时，区分异质性推荐信息对用户行为决策影响的机理尚未清晰，且少有研究从消费者处理异质性信息思维方式的角度综合多样化的推荐信息将消费者的假活跃现象与真购买行为进行区分，为平台避免“活跃陷阱”带来了难题。现有文献主要探讨的是从不同的角度去区分平台曝光信息对消费者购买行为的直接影响，而平台曝光信息多样性对消费者浏览行为与购买行为之间匹配效应的研究明显不足[1]。平台曝光信息丰富度对消费者购买行为的直接影响告诉了人们如何匹配各类信息多样性对提升消费者购买行为的效果更好。消费者浏览行为与购买行为之间匹配效应则研究的是：如何规避假性活跃陷阱，在消费者何种行为阶段采取何种匹配类型的信息多样性对其购买转化率效果更好。由于对平台各类曝光信息多样性不同程度的兴趣，消费者可能会被短暂的吸引，但并不做出最终的购买决策。这对过分强调浏览活跃度指标的商家可能会营造出一种“活跃陷阱”，并不能带来实质性的生意增长。而对于强调单一订单转化率的平台而言，会自动忽略流失掉那一部分“活跃”的用户，因此，如何避免假性活跃，进一步提升消费行为转化率和用户黏性，需要平台慎重考虑曝光信息的精准性与丰富性。

本研究依托中国某大型电商平台信息流数据，基于决策系统理论，运用多种信息多样性测度方式，

区分平台系统式推荐信息(跨类别产品推荐多样性、推荐价格多样性与推荐折扣多样性)对消费者行为决策的影响。研究表明,消费者对系统式信息的信息加工在电商平台购物环境中是共存的,并且异质性的推荐信息对用户行为决策的影响具有较大差异,平台多样化的推荐信息对用户浏览和购买阶段的影响并不总是一致的。拒绝“电商平台假活跃陷阱”,精准化推荐信息丰富性可以提升用户体验感,促进行业的可持续发展。

2. 文献述评

电商平台的个性化推荐系统策略研究一直是电商平台所关注的重点,也是营销领域的重要研究重点之一。现有文献多数是从平台所推荐的单一信息出发,考虑推荐价格的高低对消费者浏览和购买行为的影响[2],已有较多文献研究电商平台折扣丰富度对消费者行为的影响[3],也有文献综合各种指标考虑其对消费者购买行为的影响[1]。但是少有文献从信息多样性的角度出发,对消费者接收不同信息丰富度的能力进行判断。目前双系统理论已经是社会心理学所广泛认可和接受的理论[4]。Sloman 提出,直觉的启发式系统,也就是“快系统”。这个系统处理问题依赖于直觉,处理问题速度快,自动化地给出解决方案,信息加工时提取部分信息,容易产生各种决策偏差。理性的分析加工系统,也就是“慢系统”。这个系统处理问题是有意识地努力的结果,依赖于系统性信息加工,启用算法规则处理问题,加工速度慢,可以回避各种决策偏差的影响,但是需要耗费更多的心理资源,需要决策者做出更多的努力[5]。Xiao 等(2022)研究指出,消费者商品转化率与用户的注意力机制与用户兴趣关系密切[6]。Ma 等(2021)研究指出,将决策的两阶段模型应用于奢侈品购买环境。第一阶段,动机形成阶段,消费者还没有购买奢侈品的意愿,购买兴趣和动机还在形成中。第二阶段,购买决策阶段,消费者有购买奢侈品的欲望,他们的重点是决定购买哪种产品[7]。由消费者二阶段决策理论可以得出,对于不同的曝光信息,消费者在两个阶段的表现是不同的,并且存在很大的差异[5]。因此,本文以消费者二阶段决策理论为基础,依托国内某大型电商数据交易平台信息流数据,将消费者的点击与购买行为进行区分,分别研究在不同信息多样性的程度之下,消费者在浏览和购买两个阶段所呈现的趋势。

综合来看,从平台所曝光信息的多样性角度出发,可以为个性化推荐系统应该采取多大丰富度的推荐信号提供一定的依据。同时,我们将消费者浏览行为与购买行为的区分可以很好的证明消费者在电商平台的购买意愿与浏览意愿并不是完全一致的趋势,只有将消费者在浏览与购买两个阶段所接触到的信息丰富度进行区分,针对不同阶段的消费者进行针对性的异质性的信息投放,才可以提高消费者最终的购买转化率,实现平台的短期利润增长和长期的用户黏性。

3. 理论分析与研究假设

3.1. 双系统决策理论与电商平台推荐信息的划分

双系统决策理论是心理学家 Chaiken 提出的,用于研究和解释个体在接收到信息时,大脑对信息的处理方式不同而形成的一种双系统决策理论,将信息区分为系统式信息和启发式信息,目前已在社会心理学中得到了广泛的应用。Ettyand Cacippo (1984)提出了精细加工可能性模型:这个模型被广泛地应用于社会心理学、消费行为学等领域的说服、态度改变的研究。人们的信息处理过程可以分为两条路径——中心路径与旁侧路径,中心路径需要深度地加工决策信息,基于逻辑形成判断依据,整合信息形成态度倾向;旁侧路径判断只是根据表面联系、关联度不高的信息,直觉性地形成态度倾向,影响判断。Chris Gu 和 Yike Wang (2022)在研究中指出:电商平台曝光信息可根据信息来源及处理信息方式的不同,分为外层属性:平台一阶段直接显现的属性;内层属性:消费者点击后出现的产品间接的属性[8]。与消费者偏好有关,信息具有不同的复杂性,因此内层属性属于额外披露信息,消费者应以更高的认知成本为代价

进行处理[9]。此外, Tian 等(2021)研究指出: 广告是吸引和维持消费者的重要营销渠道。利用启发式 - 系统模型, 考察广告系统性信息(广告信息性、广告说服力)、启发式信息(广告海报类别)对消费者品牌意识的影响[10]。因此, 基于双系统决策理论在社会心理学届的广泛认可和在电商营销领域中的不断运用, 本文将电商平台曝光信息依照双系统理论所划分的系统式信息和启发式信息, 来研究消费者在电商平台直观感受到的产品多样性和价格多样性以及折扣多样性为系统式的信息, 并以此为基础来研究其对消费者不同行为决策的影响趋势[11]。

3.2. 信息茧房与消费者决策影响

目前已有学者提出, 信息量的不断增加会显著引发消费者的信息茧房效应[12], 信息茧房指的是用户在随着信息量爆炸增长的过程中, 倾向于选择自己所关注的和愿意接受的信息, 从而使得接收到的信息不断的同质化, 最终当消费者兴趣发生改变时, 个性化推荐系统由于信息茧房效应无法判别消费者的兴趣改变, 因此无法做出准确的推送, 进而抑制消费者的浏览兴趣[13]。而随着信息多样性的不断增加, 可以有效避免信息茧房效应的出现, 但多样性的爆炸式增长同样会引发消费者在接受信息时产生信息过载现象, 进而抑制其点击和购买行为, 因此, 如何平衡信息多样性与精确性是本研究的一个重要考虑因素。

基于此, 本文提出研究假设:

在消费者的考虑阶段, 本研究的因变量共两类, 分别是由产品种类离散度、价格多样性与折扣多样性共同决定的系统式信息, 以及由个性化推荐数量和消费者点击数量共同决定的点击转化率。本研究模型加入了系统式信息各变量的平方项, 用以验证其与用户行为决策之间的非线性关系。

H1: 电商平台系统式信息多样性与消费者点击转化率的影响为非线性关系。

在消费者的购买阶段, 本研究的因变量共两类, 分别是由产品种类离散度、价格多样性与折扣多样性共同决定的系统式信息, 以及由个性化推荐数量和消费者购买数量共同决定的购买转化率。本研究模型加入了系统式信息各变量的平方项, 用以验证其与用户行为决策之间的非线性关系。

H2: 电商平台系统式信息多样性与消费者购买转化率的影响为非线性关系

此外, 由于消费者在浏览阶段和购买阶段对信息处理程度的不同, 本研究认为系统式信息的多样性与消费者两种行为决策的关系并不保持一致。

H3: 电商平台系统式信息多样性在消费者浏览和购买两个阶段呈现不同的趋势。

综合以上分析, 本文研究框架图如图 1 所示:

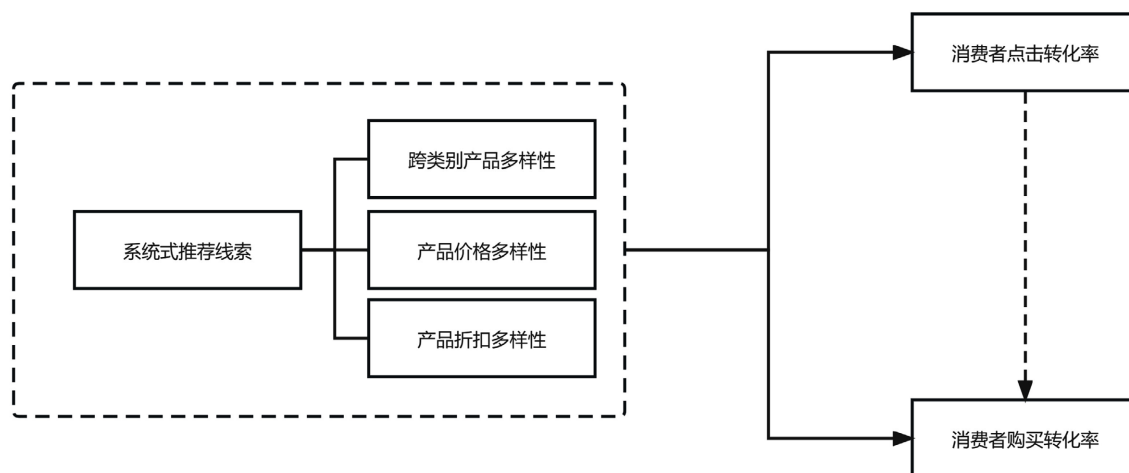


Figure 1. Framework
图 1. 研究框架

4. 研究设计

4.1. 样本选取与数据来源

本文依托国内某大型电商交易平台交易数据,选取了2020年2月1日~6月31日为样本的信息流数据,包括用户ID、订单编号、日期、标定价格、现有价格、销量信息、口碑信息、折扣信息等。剔除部分非活跃用户信息,最终得到37,720个用户共289,787条记录所构成的面板数据。

4.2. 变量测度方式及指标定义

1) 被解释变量: 本文按照一天为周期统计消费者接受多样曝光信息之后的点击转化率(Click Conversion Rate, CCR)表示用户*i*在第*t*天时(浏览产品数量/平台曝光产品数量)*100,和购买转化率(Purchase Conversion Rate, PCR)表示用户*i*在第*t*天时(购买产品数量/平台曝光产品数量)*100。

2) 解释变量:

产品类别多样性使用辛普森指数(Pd_simpson)来表示系统曝光产品类别的多样性信息,辛普森指数的计算公式如下:

$$\text{Simpson} = 1 - \sum (N_i(N_i - 1)) / (N(N - 1))$$

产品价格多样性使用信息熵(Hprc)来表示系统曝光产品价格的多样性信息,信息熵被广泛应用于经济学、统计学中,计算公式如下:

$$H(X) = -\sum_{i=1}^n p(x) \log p(x_i)$$

产品折扣多样性和产品销量多样性使用颗粒度(sales_gra)来表示系统曝光产品折扣的多样性信息,颗粒度的计算公式为(最佳值 - 最差值)/(产品数量);

3) 控制变量: 以往的研究发现消费者的信息茧房效应是由于信息量的增加而导致的,为了避免信息量在本文中对多样性与消费者决策行为的影响,本文控制了电商平台曝光数量和浏览数量以及消费者最终的购买数量。此外,为了使得结果避免消费者个人特性的影响,本文选择控制一系列人口统计学变量。具体的变量明细见表1。

Table 1. Variable description and definition

表 1. 变量描述与定义

变量	变量名称	变量符号	变量定义
被解释变量	点击转化率	CCR	用户点击浏览商品数与推荐系统曝光的商品数之比
	购买转化率	PCR	用户下单并购买的商品数与推荐系统曝光的商品数之比
解释变量	产品类别多样性	Pd simpson	系统曝光产品类别的辛普森指数
	产品价格多样性	Hprc	用户 <i>i</i> 在时间 <i>t</i> 内所曝光产品的价格信息熵
	产品折扣多样性	Sales gra	用户 <i>i</i> 在时间 <i>t</i> 内所曝光产品的折扣粒度
控制变量	产品曝光数量	RTYexpouse	用户 <i>i</i> 在时间 <i>t</i> 曝光产品的总数量
	产品浏览数量	RTYbrowse	用户 <i>i</i> 在时间 <i>t</i> 浏览产品的总数量
	产品订单数量	RTYdingdan	用户 <i>i</i> 在时间 <i>t</i> 交易产品的总数量
	曝光价格均值	Prc_mean	系统在时间 <i>t</i> 给用户曝光产品价格的均值
	曝光折扣均值	Sales_mean	系统在时间 <i>t</i> 给用户曝光产品折扣的均值
	性别	Gender1	用户 <i>i</i> 的性别, 1为男性, 0为女性
	年龄	age	用户 <i>i</i> 的年龄
	所在省份	Prov_nm1	用户 <i>i</i> 所在省份

4.3. 模型设定

为了验证假设 H1 到 H5 是否成立,我们将使用产品类别多样性、折扣多样性、价格多样性为主的系统式信息作为解释变量,并使用点击转化率和购买转化率作为被解释变量建立模型(1)和(2),各模型表达式如下:

$$\begin{aligned} \text{CCR} = & \alpha + \beta_1 \text{Pd_simpson}_{i,t} + \beta_2 \text{Hprc}_{i,t} + \beta_3 \text{sales_gra}_{i,t} + \beta_4 \text{Pd_simpson2}_{i,t} \\ & + \beta_5 \text{Hprc2}_{i,t} + \beta_6 \text{sales_gra2}_{i,t} + \beta_7 \text{controls}_{i,t} + \varepsilon_i \end{aligned} \quad (1)$$

$$\begin{aligned} \text{PCR} = & \alpha + \beta_1 \text{Pd_simpson}_{i,t} + \beta_2 \text{Hprc}_{i,t} + \beta_3 \text{sales_gra}_{i,t} + \beta_4 \text{Pd_simpson2}_{i,t} \\ & + \beta_5 \text{Hprc2}_{i,t} + \beta_6 \text{sales_gra2}_{i,t} + \beta_7 \text{controls}_{i,t} + \varepsilon_i \end{aligned} \quad (2)$$

5. 实证结果与分析

5.1. 描述性统计

研究样本中的变量描述性统计结果如下(详见表 2):消费者在进入该平台后,所接收到的产品类别辛普森丰富度均值为 0.873,价格丰富度的均值信息熵为 3.395,折扣丰富度的颗粒度均值为 0.0566,而销量多样性的颗粒度则保持在 6.466,口碑多样性的基尼系数保持在 0.513。这初步表明了电商平台给消费者曝光的信息在一定程度上是多样化的,符合现实基础。并且可以观测到,点击转化率与购买转化率值扩大 100 倍后的均值分别为 4.997 和 1.653,我们可以初步的判断出各类复杂曝光信息对消费者在两个阶段所起到的效果并不永远是保持一致的,是具有明显差异的,但具体的差异还需要进行进一步的分析。

Table 2. Descriptive statistics analysis

表 2. 描述性统计分析

Variable	Obs	Mean	Std.Dev.	Min	Max
id	289,787	248,377	28,080	200,002	295,765
day1	289,787	60.48	39.62	1	151
Pd simpson	289,787	0.873	0.242	0	1
Hprc	289,787	3.395	4.707	0	171.4
Sales_gra	289,787	0.0566	0.0593	0	0.457
CCR100	289,787	4.997	15.03	0	100
PCR100	289,787	1.653	9.340	0	100
ln RTYexpouse	289,787	1.985	1.498	0	7.646
RTYbrowse	289,787	0.951	2.565	0	81
RTYdingdan	289,787	0.139	0.523	0	26
sales mean1	289,787	0.545	0.171	0.100	1
ln prc mean	289,787	8.426	0.894	5.298	15.90
gender1	289,787	0.581	0.493	0	1
age	289,787	39.99	11.37	7	96
prov nm1	289,787	41.34	12.25	1	62

5.2. 模型估计结果分析

经过 F 检验和 Hausman 检验, 随机效应假设被排除, 说明固定效应模型是最佳选择。此外, 我们的模型均通过了多重共线性检验(VIF 值均低于 2), 这说明我们的模型没有出现多重共线性的问题, 从而可以更加准确地得到预测实际情况。具体模型估计结果见表 3 和表 4, 我们发现模型(1)和(2)均具有显著性。

Table 3. Study 1 regression results

表 3. 研究 1 回归结果

VARIABLES	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	Model 1	Model 2	Model 3	Model 4	Model 5	Model 6
Pd_simpson	1.624*** (0.115)	12.99*** (0.465)			3.709*** (0.512)	7.627*** (0.473)
Hprc	-0.915*** (0.0116)		-1.147*** (0.0202)		-0.0714*** (0.0233)	-0.916*** (0.0219)
sales_gra	6.227*** (0.494)			46.25*** (1.102)	13.96*** (1.304)	24.26*** (1.206)
ln_RTYexpouse	0.0415 (0.0338)	-2.304*** (0.0234)	0.394*** (0.0438)	-2.114*** (0.0226)	-0.0234 (0.0514)	-0.205*** (0.0475)
RTYbrowse	2.733*** (0.0133)	2.384*** (0.0126)	2.734*** (0.0133)	2.416*** (0.0127)		2.758*** (0.0133)
Pd_simpson2		-14.32*** (0.420)			-5.318*** (0.459)	-8.865*** (0.424)
Hprc2			0.00440*** (0.000379)		0.000849** (0.000424)	0.00184*** (0.000392)
sales_gra2				-181.2*** (4.882)	-53.57*** (5.605)	-88.22*** (5.182)
Constant	6.486*** (0.110)	7.715*** (0.113)	5.362*** (0.0507)	5.498*** (0.0616)	5.954*** (0.127)	5.667*** (0.117)
Observations	289,787	289,787	289,787	289,787	289,787	289,787
R-squared	0.145	0.126	0.145	0.127	0.003	0.148
Number of id	37,720	37,720	37,720	37,720	37,720	37,720

Standard errors in parentheses, *** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$.

Table 4. Study 2 regression results

表 4. 研究 2 回归结果

VARIABLES	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	Model 1	Model 2	Model 3	Model 4	Model 5	Model 6
Pd_simpson	-0.541*** (0.0668)	-6.543*** (0.255)			-0.988*** (0.309)	-1.967*** (0.272)
Hprc	-0.247*** (0.00443)		-0.351*** (0.00604)		-0.277*** (0.00731)	-0.352*** (0.00645)

Continued

sales_gra	-2.293*** (0.287)			-6.014*** (0.636)	-6.597*** (0.760)	-9.348*** (0.671)
RTYbrowse	-0.354*** (0.00813)	-0.581*** (0.00698)	-0.349*** (0.00812)	-0.599*** (0.00708)	0.346*** (0.00872)	-0.358*** (0.00814)
RTYdingdan	9.126*** (0.0343)	9.078*** (0.0345)	9.158*** (0.0343)	9.068*** (0.0345)		9.166*** (0.0343)
Pd_simpson2		5.109*** (0.230)			0.147* (0.274)	1.551*** (0.242)
Hprc2			0.00424*** (0.000169)		0.00287*** (0.000196)	0.00407*** (0.000173)
sales_gra2				30.83*** (2.799)	19.37*** (3.277)	30.41*** (2.893)
Constant	2.160*** (0.0588)	2.458*** (0.0639)	1.758*** (0.0206)	1.092*** (0.0269)	3.153*** (0.0723)	2.543*** (0.0638)
Observations	289,787	289,787	289,787	289,787	289,787	289,787
R-squared	0.227	0.219	0.228	0.217	0.010	0.229
Number of id	37,720	37,720	37,720	37,720	37,720	37,720

Standard errors in parentheses, *** p < 0.01, ** p < 0.05, * p < 0.1.

研究 1: 电商平台中的系统式信息对消费者点击转化率呈现非线性关系

我们使用固定效应模型来考察平台系统式信息对消费者点击转化率的影响,从参考前人的研究,已有研究表明产品类别和折扣的多样性会促进消费者的点击行为,而价格的多样性会抑制消费者的点击转化率(model 1),也有部分研究观察到了这些信息对消费者的影响并非线性关系,进而 model 2~model 5 分别考察了产品类别多样性与消费者点击转化率的非线性关系、产品价格多样性与消费者点击转化率的非线性关系、产品折扣多样性与消费者点击转化率的非线性关系、以及在不控制浏览数量的情况下,各信息多样性对消费者点击转化率的影响,model 6 纳入了信息量这一因素,避免因信息数量增长而导致的信息茧房效应的干扰,为本文所提出的研究模型。综合 model 1~model 6 的回归结果来看,我们可以发现:H1 假设得到支持,意味着系统式推荐信息对于消费者具有双重作用,系统式推荐信息中的跨类别产品多样性与折扣多样性在一定程度下会促进消费者点击产品的转化率,随着多样性的不断增加,消费者点击产品的多样性逐渐下降。而由于价格是影响消费者价值感知最为重要的因素,当价格多样性逐步增加时,消费者增加信息处理所需时间,进而浏览转化率降低,达到过信息载时点击转化率降到最低,进而产生制茧效应。而到临界点的信息茧房以后,随着产品价格多样性的增加,由于消费者的价值感知增加,进而产生“破茧效应”,使得消费者点击转化率进一步的提升。此外,我们还绘制了更加形象具体的回归拟合图来更加直观的观测这一现象(见图 2~4)。

研究 2: 电商平台中的系统式信息对消费者购买转化率呈现非线性关系

我们使用固定效应模型来考察平台系统式信息对消费者购买转化率的影响,从参考前人的研究,已有研究表明产品类别和折扣的多样性以及价格多样性会降低消费者的购买行为,进而降低购买转化率(model 1),也有部分研究观察到了这些信息对消费者的影响并非线性关系,进而 model 2~model 5 分别考

察了产品类别多样性与消费者点击转化率的非线性关系、产品价格多样性与消费者点击转化率的非线性关系、产品折扣多样性与消费者点击转化率的非线性关系、以及在不控制订单数量的情况下，各信息多样性对消费者点击转化率的影响，model 6 纳入了信息量这一因素，避免因信息数量增长而导致的信息茧房效应的干扰，为本文所提出的研究模型。综合 model 1~model 6 的回归结果来看，我们可以发现：H2 假设得到支持，消费者点击转化率随着系统式推荐信息多样性的增加而减少。进一步，系统式推荐信息多样性的二阶变量显著正向影响消费者点击转化率。这就意味着，随着系统式推荐信息多样性的进一步增加，消费者的点击转化率反减为增。总体而言，系统式推荐信息多样性对消费者点击转化率的影响呈现先减少后增加的趋势。因此，平台推荐系统式信息多样性的增长，前期将抑制消费者点击转化率，后期将提升消费者点击转化率。

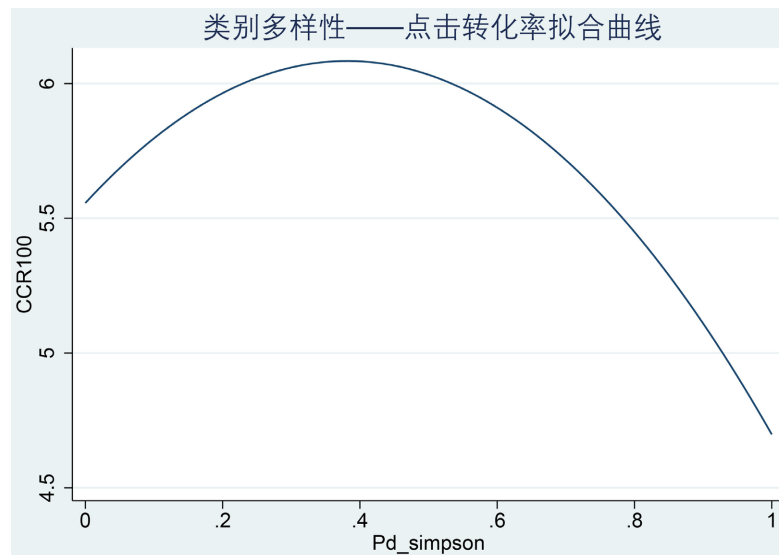


Figure 2. Cross-category product diversity—click conversion rate fitting curve
图 2. 跨类别产品多样性——点击转化率拟合曲线

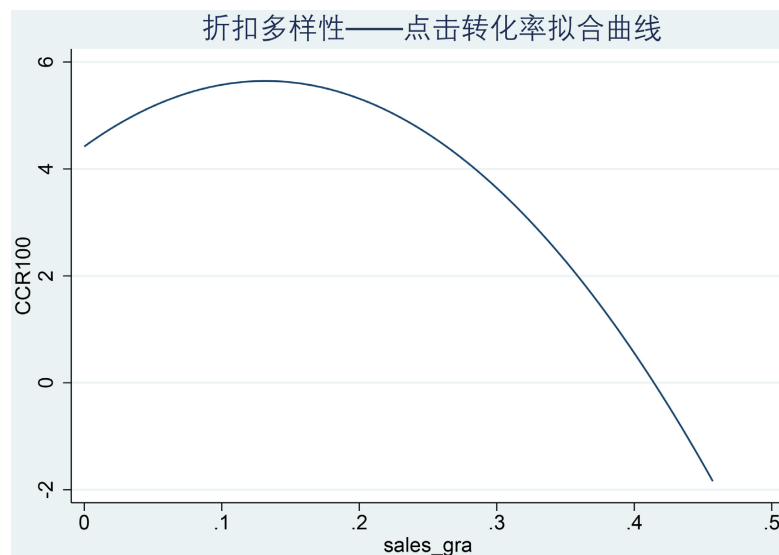


Figure 3. Product sales diversity—click conversion rate fitting curve
图 3. 产品折扣多样性——点击转化率拟合曲线

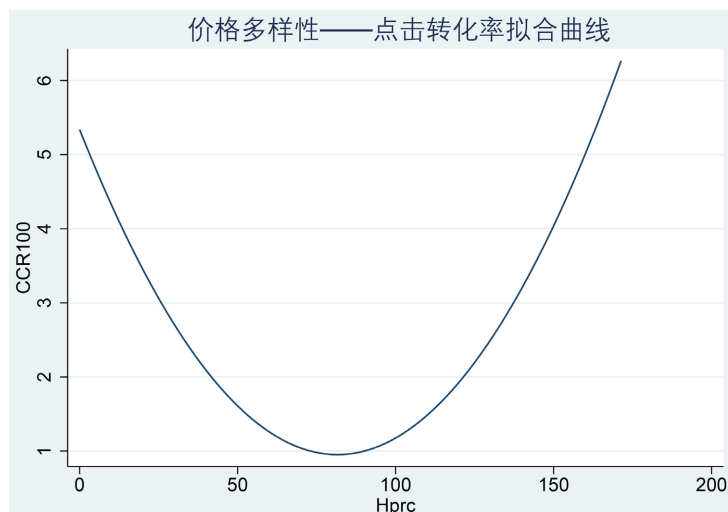


Figure 4. Product price diversity—click conversion rate fitting curve
图 4. 产品价格多样性——点击转化率拟合曲线

此外得出电商平台系统式信息的多样性对消费者点击转化率和购买转化率的影响趋势是不同的。因此消费者可能会短暂的被吸引，但却不做出购买选择。

我们还绘制了更加形象具体的回归拟合图来更加直观的观测这一现象(见图 5~7)。

6. 稳健性检验

通过使用固定效应模型，我们发现虽然控制住了一些个人特征，但是没有充分关注到随时间变动的那部分，由于本文所选择的数据周期从 2020.02 至 2020.06，涵盖了中国大型电商促销节日(3.18, 6.18)，为了排除大型促销节对消费者消费行为的影响，本文通过缩减数据周期，去掉 3 月与 6 月的数据后进行回归。此外 Tong 等(2022)指出，平台推荐信息中除去信息多样性程度会对消费者行为决策产生影响外，平台整体曝光的产品价格高低程度与折扣幅度会对消费者点击行为和购买行为起到影响[9]，因此本文考虑进一步控制平台所曝光产品的价格均值与折扣均值。

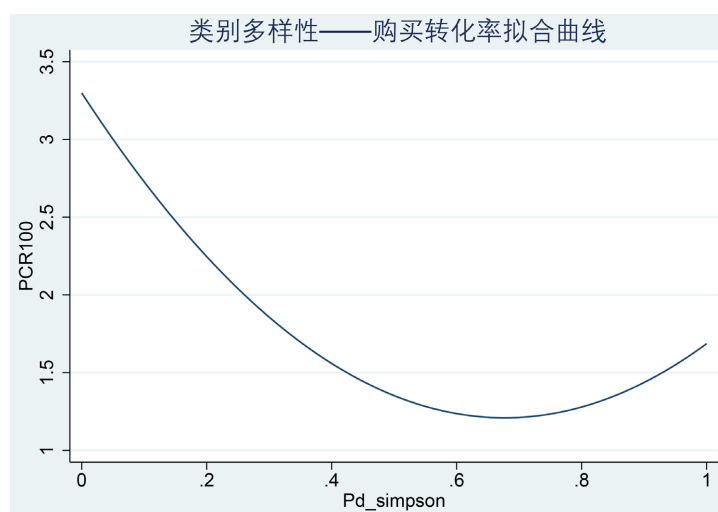


Figure 5. Cross-category product diversity—purchase conversion rate fitting curve
图 5. 跨类别产品多样性——购买转化率拟合曲线

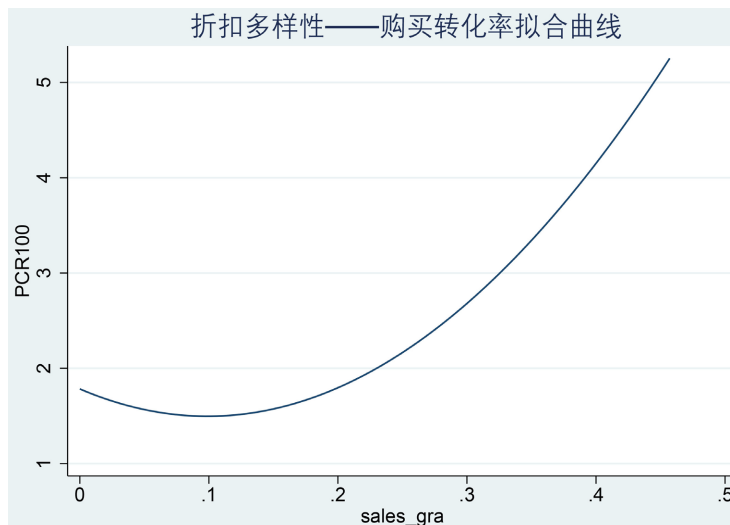


Figure 6. Product sales diversity—purchase conversion rate fitting curve
图 6. 产品折扣多样性——购买转化率拟合曲线

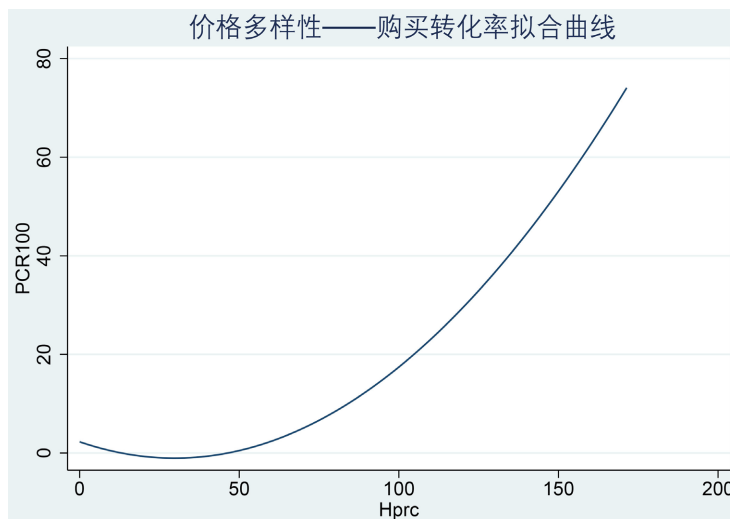


Figure 7. Product price diversity—purchase conversion rate fitting curve
图 7. 产品价格多样性——购买转化率拟合曲线

为了排除异常值对回归结果的影响，对数据进行首尾 5% 缩尾替换处理进行回归后得到结果依旧稳健。回归结果见表 5~7。

Table 5. Regression results after reducing data period
表 5. 缩减数据周期后的回归结果

	(1)	(2)
	CCR100	PCR100
Pd_simpson	60.39*** (5.17)	-28.52*** (-5.12)
Hprc	-0.336*** (-6.76)	-0.247*** (-13.27)

Continued

sales_gra	65.43 ^{***}	-11.16 ^{***}
	(14.86)	(-5.26)
Pd_simpson2	-39.88 ^{***}	16.26 ^{***}
	(-5.73)	(4.91)
Hprc2	0.0197 ^{***}	0.00361 ^{**}
	(-8.17)	(3.21)
sales_gra2	-363.3 ^{***}	69.27 ^{***}
	(-11.90)	(4.71)
ln_RTYexpouse	-1.269 ^{***}	
	(-14.41)	
RTYbrowse	3.081 ^{***}	-0.290 ^{***}
	(118.59)	(-21.11)
RTYdingdan		7.664 ^{***}
		(134.24)
Controls	YES	YES
_cons	-15.93 ^{***}	13.91 ^{***}
	(-3.36)	(6.13)
<i>N</i>	81,847	81,847

Standard errors in parentheses, *** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$.

Table 6. Increase the regression results of control variables

表 6. 加入遗漏变量后的回归结果

	(2)	(5)
	CCR100	PCR100
Pd_simpson	7.556 ^{**}	-2.088 ^{***}
	(15.81)	(-7.62)
Hprc	-0.929 ^{***}	-0.329 ^{***}
	(-42.26)	(-47.17)
sales_gra	24.46 ^{***}	-7.601 ^{***}
	(19.36)	(-10.58)
Pd_simpson2	-8.745 ^{***}	1.673 ^{***}
	(-20.36)	(6.87)
Hprc2	0.00198 ^{***}	0.00371 ^{***}
	(5.04)	(20.91)
sales_gra2	-89.03 ^{***}	24.52 ^{***}
	(-16.82)	(8.17)
ln_RTYexpouse	-0.125 [*]	
	(-2.48)	
RTYbrowse	2.758 ^{**}	-0.358 ^{***}
	(207.84)	(-43.98)

Continued

RTYdingdan		9.166 ^{***}
		(267.54)
ln_prc_mean	-0.232 ^{***}	-0.195 ^{***}
	(-5.57)	(-8.50)
sales_mean1	0.700 ^{***}	0.0946
	(3.63)	(0.85)
Controls	YES	YES
_cons	7.076 ^{***}	4.013 ^{***}
	(22.98)	(22.85)
<i>N</i>	289,787	289,787

Standard errors in parentheses, *** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$.

Table 7. Regression results after trimming and winsorizing the top and bottom 5%
表 7. 首尾 5% 缩尾替换后的回归结果

	(1)	(2)
	CCR100	PCR100
Pd_simpson	7.240 ^{***}	-1.791 ^{***}
	(15.22)	(-6.53)
Hprc	-0.894 ^{***}	-0.352 ^{***}
	(-40.58)	(-54.51)
sales_gra	29.60 ^{***}	-11.16 ^{***}
	(21.47)	(-14.73)
Pd_simpson2	-8.535 ^{***}	1.390 ^{***}
	(-20.01)	(5.70)
Hprc2	0.00160 ^{***}	0.00405 ^{***}
	(4.07)	(23.45)
sales_gra2	-121.4 ^{***}	41.87 ^{***}
	(-18.43)	(11.50)
ln_RTYexpouse	-0.261 ^{***}	
	(-5.43)	
RTYbrowse	2.759 ^{***}	-0.359 ^{***}
	(207.94)	(-44.09)
RTYdingdan		9.167 ^{***}
		(267.55)
Controls	YES	YES
_cons	5.681 ^{***}	2.553 ^{***}
	(48.62)	(39.98)
<i>N</i>	289,787	289,787

Standard errors in parentheses, *** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$.

7. 研究结论与启示

7.1. 结论

本文以国内某大型电商平台消费者行为为例研究了电商平台系统式信息对消费者不同决策行为的不同影响，以平台曝光信息中的产品类别多样性、产品价格多样性、产品折扣多样性为主要研究变量，研究其对消费者点击转化率和购买转化率的影响。得出结论如下：

1) 系统式信息在消费者点击阶段呈现出不同的影响趋势，具体体现为：产品的类别多样性和产品的折扣多样性与消费者的点击转化率呈现倒 U 型关系，表明了随着产品类别多样性和产品折扣多样性的增加过程中，消费者会逐渐增加其对这两个信息的感兴趣程度，实现点击转化率的上升，而随着多样性达到一定程度后，消费者出现了信息过载现象，进而转化率随之降低。与之相反的是，价格的多样性并不会形成这样的倒 U 型趋势，而是 U 型的趋势，原因在于消费者在电商购物环境下，其心里的价值感知会在其信息价值判断过程中起到主导地位，当价格多样性逐步增加时，消费者增加信息处理所需时间，进而浏览转化率降低，进而产生制茧效应。而到临界点的信息茧房以后，随着产品价格多样性的增加，由于消费者的价值感知增加，进而产生“破茧效应”，使得消费者点击转化率进一步的提升。

2) 系统式信息在消费者购买阶段均呈现出 U 型趋势，表明在消费者进入到购买决策时，由于此时不同于点击，是一个需要消费者进行更加深入的思考来决定自己是否需要购买的阶段，消费者因此会投入更大的精力在信息的处理过程中，因此，随着多样性的增加，消费者很容易就达到信息过载，这时消费者的购买转化率达到最低。

3) 系统式信息在消费者不同的行为决策阶段起到的作用并不一致，反而是一种接近相反的趋势。这引发我们的思考，表明消费者由于在两个阶段投入的精力与信息处理程度的不同而导致了这样的现象，因此盲目的追求消费者的点击转化率可能并不会使得消费者的最终购买决策增加。此外，过分聚焦在提升消费者的购买转化率时，会使得平台忽略掉那一部分“活跃”但不买的用户。

7.2. 研究价值及实践启示

在理论上，本文对电商平台中繁杂的曝光信息进行划分，从系统式信息多样性对消费者行为决策影响的角度出发。与以往不同的是，本文是在控制了信息曝光量的基础之上进行研究的，这就规避掉了以往信息茧房效应对消费者行为决策的影响。并且我们发现电商平台中的系统式信息对消费者的影响也是存在信息茧房的效应，当产品类别和折扣多样性达到一定程度时也会使消费者在浏览时产生信息过载现象。并且本文发现了消费者在不同的行为决策阶段时，对平台所曝光的各类信息的处理方式和规律并不保持一致，这一发现也具有重要意义，拓展了现有区分消费者异质性信息处理方式的研究。

经过本次研究，我们发现，首先消费者在两个阶段的行为并不是一致的，当消费者处于点击浏览阶段时，可能并不会过于深度的去思考产品的价值性和有用性，而当消费者处于购买阶段时，深入的思考是必须的。因此，电商平台为了实现长远的用户转化率和用户黏性，不应该单一的看待平台的浏览活跃度或者购买转化率，而应该结合二者去对消费者进行更进一步的指定投放策略，以实现销售增长和利润最大化的目标。

7.3. 研究展望

本研究仍然有待改进，一是在进行研究时，没有对消费者浏览异质性进行区分，不同浏览类型的消费者可能会做出不同的购买决策，因此未来研究者有必要在未来对消费者浏览异质性进行区分。二是本研究仅就电商平台的系统式信息多样性分析其对消费者行为决策的影响，未来可以在本研究基础上进一

步探讨更丰富类型的信息多样性对消费者行为决策的影响。

参考文献

- [1] 卢艳峰, 范晓屏, 孙佳琦. 网购多线索环境对消费者信息处理过程的影响[J]. 管理学报, 2016, 13(10): 1546-1556.
- [2] 关利华, 朱秀丽, 孙蕾. 服装价格折扣形式对消费者内部参考价和感知价值的影响[J]. 浙江理工大学学报, 2011, 28(3): 362-366.
- [3] 李豪, 覃弘. 互联网购物节降价促销策略研究——基于电商平台和网络零售商视角的分析[J]. 价格理论与实践, 2022(10): 163-166.
- [4] 李宝库, 郭婷婷. 两阶段决策视角下解释类型对在线评论感知有用性的影响[J]. 中央财经大学学报, 2019(2): 119-128.
- [5] 郭俊辉, 张军. 数据赋能零售的消费者分阶段决策模型构建[J]. 浙江科技学院学报, 2021, 33(2): 96-106.
- [6] Li, G.F. and Li, L. (2016) The Research of Online Promotion on Consumers the Willingness of Impulse Purchase. *Proceedings of the 23rd Annual International Conference on Management Science and Engineering (ICMSE)*, Olten, 18-20 August 2016, 1550-1557.
- [7] 李毅彩, 李叶红. 在线促销对消费者冲动性购买行为影响的实证研究[J]. 商业经济研究, 2017(9): 38-39.
- [8] Gu, C. and Wang, Y.K. (2022) Consumer Online Search with Partially Revealed Information. *Management Science*, **68**, 4215-4235.
- [9] Tong, T.T., Xu, X., Yan, N.N., *et al.* (2022) Impact of Different Platform Promotions on Online Sales and Conversion Rate: The Role of Business Model and Product Line Length. *Decision Support Systems*, **156**, Article 113746. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2022.113746>
- [10] Tian, X., Zheng, J., Hu, L., *et al.* (2021) Impact of China's Waste Import Policy on the Scrap Copper Recovery Pattern and Environmental Benefits. *Waste Management*, **135**, 287-297. <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2021.09.008>
- [11] 曹琦. 电商平台个性化推荐信息的消费者采纳意愿影响因素研究[D]: [硕士学位论文]. 镇江: 江苏科技大学, 2020.
- [12] 李云蔚, 李毓欣, 梁译丹, 等. 选择性暴露: 算法推荐背景下信息茧房的社会效果研究——以综合性互动视频社区 bilibili 为例[J]. 中国传媒科技, 2022(9): 21-24+8.
- [13] 陈雪柠. 电商搜索个性化推荐“杀熟”又烦人[J]. 决策探索(上), 2021(8): 42-43.