

考虑消费者反展厅行为的定价与人工智能投入策略

沈雯轩, 何 向*

南京邮电大学数字媒体与设计艺术学院, 江苏 南京

收稿日期: 2026年1月21日; 录用日期: 2026年2月3日; 发布日期: 2026年3月3日

摘要

随着全渠道零售的深入发展, 消费者反展厅行为(即线上搜集信息、线下完成购买)日益普遍, 这对线上线下商家的定价策略带来深刻影响。与此同时, 人工智能技术在电商平台的应用日益广泛, 是企业优化用户体验、降低信息不对称的重要工具。本文基于博弈论模型, 在考虑消费者渠道偏好异质性和线上搜索成本的基础上, 分析消费者出现反展厅行为时, 电商企业的最优定价与人工智能技术投资策略。研究发现, 产品不匹配价值折损、渠道适配成本和旅行成本共同影响双渠道的价格博弈与利润分配。人工智能投入水平随产品不匹配价值折损变化呈非线性调整。因此, 企业应结合产品特性和消费者行为建立动态定价与技术投入调整机制。

关键词

反展厅行为, 人工智能投入, 定价策略, 全渠道零售, 博弈模型

Pricing and AI Investment Strategies Considering Consumer Webrooming Behavior

Wenxuan Shen, Xiang He*

School of Digital Media and Design Arts, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing Jiangsu

Received: January 21, 2026; accepted: February 3, 2026; published: March 3, 2026

Abstract

With the in-depth development of omnichannel retail, consumer webrooming behavior (*i.e.*, gathering

*通讯作者。

information online and completing purchases offline) has become increasingly prevalent, exerting a profound impact on the pricing strategies of online and offline merchants. Simultaneously, the application of artificial intelligence technology in e-commerce platforms is becoming increasingly widespread, serving as a crucial tool for businesses to optimize user experience and reduce information asymmetry. Based on a game theory model, this paper analyzes the optimal pricing and AI technology investment strategies of e-commerce enterprises under consumer webrooming behavior, taking into account the heterogeneity of consumer channel preferences and online search costs. The study reveals that product mismatch value depreciation, channel adaptation costs, and travel costs jointly influence the price game and profit distribution across dual channels. The level of AI investment adjusts nonlinearly in response to changes in product mismatch value loss. Consequently, enterprises should establish a dynamic pricing and technology investment adjustment mechanism based on product characteristics and consumer behavior.

Keywords

Webrooming Behavior, AI Investment, Pricing Strategy, Omnichannel Retail, Game Model

Copyright © 2026 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

近年来, 电子商务与实体零售的深度融合推动了全渠道零售模式的快速发展, 消费者在购物过程中呈现出日益复杂的行为特征。其中, 反展厅行为是一种典型的全渠道消费现象, 指消费者在线上平台进行产品信息搜索、功能比较与口碑评估后, 转而前往线下实体店完成最终购买的行为。这一行为不仅反映了消费者对购物体验与决策效率的双重追求, 也对传统线上线下渠道的竞争关系与定价策略提出了新的挑战。对电商而言, 反展厅行为给平台带来流量与机遇, 同时也对其转化能力、服务体验等提出了更高的要求。

随着人工智能技术的迅猛发展, 以算法驱动的智能推荐、基于自然语言处理的 AI 客服、依托虚拟现实技术的虚拟试穿, 以及自动生成的评论摘要等功能, 正逐步嵌入主流电商平台与品牌数字化界面中, 例如, 京东平台推出的“京点点”AI 试衣功能, 通过虚拟试穿技术有效缓解了消费者在线选购服装时的尺寸与款式疑虑。通过投入这些购物功能, 电商平台旨在提升用户体验、降低信息不对称, 进而增强线上渠道的吸引力与转化率。在这一背景下, 企业如何在反展厅行为普遍存在的环境中合理配置人工智能资源, 成为理论与实践共同关注的重要课题。

现有多数研究将人工智能视为外生工具, 缺乏对其在消费者渠道选择与商家策略互动中内生作用的深入分析。特别是在反展厅行为情境下, 企业如何通过 AI 技术投入来优化消费者线上信息获取体验、影响其后续购买决策, 尚未形成系统的理论框架。基于此, 本文构建了一个包含线上商家与线下商家的双渠道博弈模型, 引入人工智能投入水平作为线上商家的决策变量, 探讨在消费者存在反展厅行为时, 对企业的均衡定价、人工智能投入策略及渠道收益的影响。研究旨在揭示人工智能技术在全渠道竞争中的战略价值, 为电商企业实现技术赋能下的可持续发展提供理论支持。

2. 文献综述

随着人工智能技术蓬勃发展, 它在电商领域中的应用成为学界和业界关注的焦点。本文将从人工智

能对消费者的影响、展厅与反展厅行为的相关研究, 以及线上线下商家的定价策略三个方面, 对相关文献进行梳理和评述。

2.1. 人工智能对消费者的影响

现有文献普遍关注人工智能在消费场景中的具体应用, 并从多角度探讨人工智能对消费者认知、态度等的影响。例如, 李艳琦(2025) [1]和刘莹(2024) [2]分别研究了 AI 客服质量与多维特性对消费者忠诚度及在线购买意愿的促进作用; 吴继飞等(2020) [3]则通过实验揭示了人工智能推荐在不同产品类型下对消费者采纳意愿的影响机制; 此外, 范庆基等(2025) [4]探讨了拟人化形式与行为对消费者态度的差异化影响; 而杨文贞(2025) [5]则基于 S-O-R 理论分析了 AI 主播特性如何通过信任感知间接影响购买决策。在方法上, 这些研究多采用问卷调查、实验设计等实证手段, 侧重于量化检验 AI 特性与消费者反应之间的直接关系。然而, 这些研究仍存在一定局限。一方面, 已有研究缺乏人工智能对消费者行为的影响; 另一方面, 研究往往将人工智能视为外生的体验工具(如朱逸、林莉, 2025) [6], 未能深入分析企业如何将 AI 技术投资主动纳入其整体竞争策略, 尤其是在线上线下双渠道并存的博弈环境中。因此, 本文聚焦于人工智能对消费者期望效用的影响, 通过构建理论模型与均衡分析, 探讨消费者最终的渠道选择与购买行为, 为理解数智时代下的消费者提供更为系统且贴合现实的分析路径。

2.2. 展厅与反展厅行为的相关研究

消费者往往游刃于各个渠道以追求效用最大化, 展厅与反展厅行为作为消费者线上线下渠道间信息搜寻与购买决策分离的典型现象, 已成为全渠道零售研究的重要议题。现有相关文献主要采用博弈论模型与数值分析的研究方法, 甄学平与顾悦妩(2023) [7]通过博弈模型研究了消费者展厅行为下零售商的销售模式选择问题, 考虑了产品满意率与线下麻烦成本等因素; 李豪与侯平森(2024) [8]则在两周期博弈模型中分析了展厅行为对制造商渠道选择的影响。尽管“反展厅行为”现实重要性日益凸显, 但针对它的系统性理论研究仍显不足。部分研究如庄翔宇(2021) [9]从实践层面分析了消费者从线上向线下渠道迁移的原因及企业应对策略; 王战青等(2021) [10]在双寡头框架中探讨了消费者质量期望对反展厅行为及渠道价格的作用; 马德青等(2024) [11]构建了包含制造商、平台零售商与实体零售商的多渠道微分博弈模型, 深入探讨了反展厅现象对平台销售模式选择及其对服务质量、营销投入的联动影响。

本文在现有对反展厅行为探索的基础上, 重点引入人工智能投入水平作为线上商家的内生决策变量, 构建其在消费者效用函数中的作用机制, 从而弥补现有文献在技术赋能与消费者渠道行为互动研究方面的不足, 为电商企业在新兴技术环境中的线上线下零售提供新的理论视角。

2.3. 线上线下商家的定价策略

在线上渠道定价策略的研究领域, 许多研究聚焦于渠道间的博弈, 例如夏海洋(2023) [12]通过构建 Stackelberg 与 Nash 博弈模型系统分析了在展厅行为影响下, 不同定价主导权安排对渠道价格与利润的差异化影响。另一些研究则关注特定的全渠道销售模式, 如胡娇等(2025) [13]探讨了线上下单、线下提货(BOPS)合作模式对零售商广告投入与定价策略的影响。此外, 还有学者从消费者行为与心理角度切入, 如贾艳瑞等(2021) [14]基于消费者转换行为的视角, 实证分析了不同定价策略类型对消费者购物行为转换的影响; 高莹等(2023) [15]研究了消费者参考质量效应如何影响体验类商品在全渠道中的同价或异价策略选择。现有研究已关注到反展厅效应对定价决策的影响(袁雯雯, 2021) [16], 但定价策略中多将消费者线上购物时产品与实物不匹配所导致的价值折损视为固定不变的条件, 鲜有文献探讨企业如何通过技术投入减少折损, 优化定价。尤其在反展厅行为情境下, 技术如何重塑渠道竞争力并影响定价尚未得到系统阐释。所

以本文旨在构建整合技术赋能、反展厅行为与双渠道定价的博弈模型, 弥补现有研究中考量的不足。

3. 模型假设

3.1. 市场

在本文中, 将消费者从线上收集产品信息再前往线下购买商品这一行为定义为反展厅行为[10]。市场是由线上商家 O 和线下商家 S 构成的双寡头垄断格局, 双方均销售同质产品, 且仅通过渠道特性与定价策略竞争。本文核心分析线上线下商家为独立竞争实体的情境, 双方以自身利益最大化为决策目标。为建构理论分析框架, 我们对市场做出如下假设: 线上商家与线下商家的产品边际成本标准化为零, 商家与消费者均为风险中性, 商家以利润最大化为目标, 消费者以期望效用最大化为决策依据; 消费者在购买前不确定产品是否匹配自身需求, 假设匹配概率为 λ , 不匹配概率为 $1-\lambda$; 每个消费者仅购买一单位产品, 产品与需求匹配时获得效用 v , 不匹配时获得零效用, 且假设 v 足够大, 确保所有消费策略的期望效用为正。根据以上假设, 我们将在以下小节展开对于市场中的商家、消费者的进一步假设与描述。

3.2. 商家

本文假设线上商家 O 与线下商家 S 都销售同质产品, 商家不能从产品的质量上获得比较优势。假设线上和线下商家的产品定价分别为 p_o 和 p_s , 且双方进行价格竞争。价格在消费者决策前公开[17], 线上消费者可以通过商家的在线网站找到产品定价, 线下消费者也可以通过电话、已购消费者的告知等方式了解产品价格。线上商家可选择投资人工智能辅助技术, 如智能推荐、虚拟试穿、聊天机器人、评论摘要等, 降低消费者因无法亲身体验商品而导致的线上购买带来的价值折损 θ , 如尺寸偏差等。以雅虎购物为例, 其上线 AI 评论摘要功能, 可自动生成商品间的比较信息并总结用户评论, 为消费者提供更直观的选购参考, 有效减少了信息不对称带来的价值折损; 淘宝发布的“AI 试衣”功能, 通过虚拟试穿技术让消费者在线上即可预览服装上身效果, 降低了因无法试穿而产生的购买风险。投入人工智能技术需承担一定的成本, 我们假设投资成本为人工智能水平的二次函数 $\alpha^2/2$, 其中 α 表示人工智能投入水平。

当消费者从线上或线下购买产品时, 如果对产品不满意, 可以进行退货/换货。然而, Jing [17] 的研究结果表明, 这种退换货行为并不会影响商家的决策。因此, 本模型不考虑产品退换货行为。

3.3. 消费者

Chen *et al.* [18] 和 Hao and Kumar [19] 的研究表明消费者在完成信息搜寻后, 若产品匹配需求, 其选择线上或线下购买的概率均等。因此, 在不失一般的前提下, 本文设定购买概率 $\lambda = 1/2$, 以反映消费者在渠道选择上的随机性。

为刻画消费者在线上线下商家之间的异质性偏好, 本文采用经典的豪泰林模型, 假设所有消费者均匀分布在区间 $[0,1]$ 上, 其中 x 表示消费者在“纯线上偏好”与“纯线下偏好”连续谱中的位置, 即对不同渠道的偏好程度。当 $x = 0$, 代表消费者极度倾向在线购物, 当 $x = 1$, 代表消费者极度倾向实体店购物。

消费者在线上线下收集信息和购物过程中会产生不同类型的成本, 这些成本共同影响其效用与渠道选择。如果消费者在线上收集产品信息, 则需要付出线上搜索成本 h , $h > 0$, 这是所有选择线上购买与反展厅行为中消费者必须承担的认知负担, 涵盖浏览网站、产品信息搜集、不同选项比较、质量评估等环节所耗费的时间与精力。我们假设消费者在线上搜集成本方面是同质的。再者, 消费者使用线上渠道时会产生适配成本 t_o , $t_o > 0$, 包括对线上购物流程的陌生感、对电子支付安全性的持续担忧, 以及物流

等待过程中的不确定性等, 越是熟悉并偏好线上购物的人群, 其面临的适配成本越低。最后, 线上购买的成本还包含上文提及的产品不匹配损失 θ 。此外, 若消费者通过线上购买产品, 需要产生时间成本来等待配送, 然而随着供应链的成熟与完善, 消费者将很快收到产品。因此, 本文暂不考虑消费者在线上购买时所产生的时间成本。

消费者若选择线下购物, 无论其最终是否购买产品, 都需要支付旅行成本 t_s , $t_s > 0$, 该成本包括实际支付的交通费用, 涵盖时间机会成本及因出行带来的隐性不便成本等。当消费者到达线下商家后, 购买产品则几乎不需要额外的努力, 所以我们假设消费者在线下挑选产品时是零成本的。

3.4. 商家和消费者的决策

商家和消费者的决策顺序如下:

(1) 第一阶段, 线上商家确定人工智能投入水平, 线上和线下零售商作为独立竞争主体, 同时进行价格决策:

(2) 第二阶段, 消费者开始收集产品信息并考虑该产品是否适合他们的需求。任意消费者可以考虑以下三种策略: (a) 纯线上购买(在线上收集信息并在线上购买), 此时消费者的期望效用为

$U_o = (v - \theta(1 - \alpha) - p_o - t_o x) / 2 - h$ 。该效用函数表明, 如果产品与消费者的需求不匹配, 消费者不会购买该产品, 从而只会产生线上搜索成本 h ; 否则, 消费者需要支付产品价格和所有线上购物的成本。(b) 在线上收集信息并在线下购买, 此时出现反展厅行为的消费者效用为 $U_w = (v - p_s - t_s(1 - x)) / 2 - h$ 。该效用函数表明如果在线上观察到产品与其需求不匹配, 消费者不会访问线下商家, 因此只会产生线上搜索成本 h ; 否则, 消费者会访问线下商家购买该产品, 并支付额外的旅行成本 t_s 。由于产品的属性可以完全在线上得到充分了解, 消费者不会在访问线下商家后改变决定购买的主意, 也就是说消费者在线下一定会完成购买过程。(c) 纯线下购买(线下收集信息并在线下购买), 此时消费者的期望效用为 $U_s = (v - p_s) / 2 - t_s(1 - x)$ 。在这种情况下, 如果产品与消费者的需求不匹配, 消费者只需要支付旅行成本 t_s ; 否则还需要支付产品价格。

从期望效用函数中我们可以发现, 消费者是否会出现反展厅现象的可能取决于策略(a)和(b)之间的差异, 即取决于产品定价、人工智能投入水平、线上渠道适配成本和旅行成本; 消费者选择(b)或(c)策略的区别在于线上搜索成本; 消费者选择(a)和(c)策略的区别在于产品定价、人工智能投入水平、线上搜索成本、线上渠道适配成本和旅行成本。因此, 消费者会比较这些因素并决定最终的购买策略。本文所涉及的符号及其说明如表 1 所示。

Table 1. Model symbols and definitions

表 1. 模型符号与定义

符号	定义	符号	定义
O	线上商家	n	无反展厅行为
S	线下商家	t_o	线上渠道适配成本
p_o / p_s	线上/线下商家的定价	t_s	线下旅行成本
v	产品价值	λ	匹配概率
U	消费者期望剩余	h	线上搜索成本
π	商家利润	θ	产品不匹配价值折损
w	反展厅行为	α	人工智能投入水平

4. 均衡分析

4.1. 无反展厅行为下的均衡分析

从期望效用函数中, 可以得出消费者对三个策略选择的边界:

$$U_o > U_s, \quad x < \frac{p_s - p_o + 2t_s - \theta(1-\alpha) - 2h}{t_o + 2t_s} \quad (1)$$

$$U_w > U_o, \quad x > \frac{p_s - p_o + t_s - \theta(1-\alpha)}{t_o + t_s} \quad (2)$$

$$U_w > U_s, \quad x < \frac{t_s - 2h}{t_s} \quad (3)$$

由上述公式可得, 如果消费者不出现反展厅行为, 则有 $U_w < U_o$ 且 $U_w < U_s$, 即

$\frac{t_s - 2h}{t_s} < x < \frac{p_s - p_o + t_s - \theta(1-\alpha)}{t_o + t_s}$ 。该不等式说明在线上直接购买的效用已经高于反展厅行为下的效用,

所以消费者此时会选择策略(a)纯线上购买或策略(c)纯线下购买, 根据式(2),

$\left[0, \frac{p_s - p_o + 2t_s - \theta(1-\alpha) - 2h}{t_o + 2t_s}\right]$ 中的消费者选择纯线上购买策略, 其余消费者选择纯线下购买。则线上和

线下商家的收益函数为 $\pi_o^n = p_o^n \cdot \frac{p_s - p_o + t_s - \theta(1-\alpha)}{t_o + t_s} - \frac{\alpha^2}{2}$ 和 $\pi_s^n = p_s^n \cdot \left(1 - \frac{p_s - p_o + t_s - \theta(1-\alpha)}{t_o + t_s}\right)$ 。根据利

润函数, 可以得出线上和线下商家的均衡收益分别为 $p_o^{n*} = \frac{3(t_o + 2t_s)(t_o + 4t_s - 2h - \theta)}{9t_o + 18t_s - \theta^2}$ 和

$p_s^{n*} = \frac{(t_o + 2t_s)(6t_o + 6t_s + 6h + 3\theta - \theta^2)}{9t_o + 18t_s - \theta^2}$, 人工智能投入水平的均衡解为 $\alpha_n^* = \frac{(t_o + 4t_s - 2h - \theta)\theta}{9t_o + 18t_s - \theta^2}$ 。因此均衡

状态下, $\left[0, \frac{3(t_o + 4t_s - 2h - \theta)}{9t_o + 18t_s - \theta^2}\right]$ 中的消费者选择纯线上购买策略, 线上商家的均衡收益为

$\pi_o^{n*} = \frac{(t_o + 4t_s - 2h - \theta)^2 (18t_o + 36t_s - \theta^2)}{2(9t_o + 18t_s - \theta^2)^2}$; $\left[\frac{3(t_o + 4t_s - 2h - \theta)}{9t_o + 18t_s - \theta^2}, 1\right]$ 中的消费者则选择纯线下购买策略, 线下

商家获得的均衡收益为 $\pi_s^{n*} = \frac{(t_o + 2t_s)(6t_o + 6t_s + 6h + 3\theta - \theta^2)^2}{(9t_o + 18t_s - \theta^2)^2}$ 。

4.2. 出现反展厅行为下的均衡分析

当且仅当 $U_w > U_o$ 且 $U_w > U_s$ 时, 即 $\frac{p_s - p_o + t_s - \theta(1-\alpha)}{t_o + t_s} < x < \frac{t_s - 2h}{t_s}$ 时, 反展厅行为出现。例如近年

来, 淘宝、京东等电商平台推出 AI 导购和 AR 试衣等功能, 通过提升线上体验感, 降低消费者的决策难度, 激发其对商品的兴趣, 进而引导其前往线下解决剩余疑虑并完成购买。根据式(1), (2)和(3), 在

$\left[0, \frac{t_s - 2h}{t_s}\right]$ 中的消费者会首先访问线上商家收集产品信息, 若产品与消费者需求相匹配, 则

$\left[0, \frac{p_s - p_o + t_s - \theta(1-\alpha)}{t_o + t_s}\right]$ 中的消费者直接选择线上购买, $\left[\frac{p_s - p_o + t_s - \theta(1-\alpha)}{t_o + t_s}, \frac{t_s - 2h}{t_s}\right]$ 中的消费者会选

择在线下购买(反展厅行为); $\left[\frac{t_s-2h}{t_s}, 1\right]$ 中的消费者会选择纯线下购买。因此, 线上和线下商家的收益函数分别为 $\pi_o = p_o \cdot \frac{p_s - p_o + t_s - \theta(1-\alpha)}{t_o + t_s} - \frac{\alpha^2}{2}$ 和 $\pi_s = p_s \left(\frac{t_s-2h}{t_s} - \frac{p_s - p_o + t_s - \theta(1-\alpha)}{t_o + t_s} \right) + p_s \left(1 - \frac{t_s-2h}{t_s} \right)$ 。

在均衡状态下, $\left[0, \frac{3(t_o + 2t_s - \theta)}{9t_o + 9t_s - \theta^2}\right]$ 中的消费者在线上完成购买产品的过程, 线上商家的最优定价为

$$p_o^* = \frac{3(t_o + t_s)(t_o + 2t_s - \theta)}{9t_o + 9t_s - \theta^2}, \text{ 最优收益为 } \pi_o^* = \frac{(t_o + 2t_s - \theta)^2(18t_o + 18t_s - \theta^2)}{2(9t_o + 9t_s - \theta^2)^2}, \text{ 人工智能投入水平的均衡解}$$

为 $\alpha^* = \frac{(t_o + 2t_s - \theta)\theta}{9t_o + 9t_s - \theta^2}$; $\left[\frac{3(t_o + 2t_s - \theta)}{9t_o + 9t_s - \theta^2}, 1\right]$ 中的消费者在线下完成购买产品的过程, 线下商家的最优定价

$$\text{为 } p_s^* = \frac{(t_o + t_s)(6t_o + 3t_s + 3\theta - \theta^2)}{9t_o + 9t_s - \theta^2}, \text{ 最优收益为 } \pi_s^* = \frac{(t_o + t_s)(6t_o + 3t_s + 3\theta - \theta^2)^2}{(9t_o + 9t_s - \theta^2)^2}。$$

命题 1: (1) 出现反展厅行为时, 产品不匹配价值折损对线上线下定价的影响:

当 $\theta \in (0, \theta_1) \cup (\theta_2, \infty)$ 时, $\frac{\partial p_o^*}{\partial \theta} < 0$, $\frac{\partial p_s^*}{\partial \theta} > 0$; 当 $\theta \in (\theta_1, \theta_2)$ 时, $\frac{\partial p_o^*}{\partial \theta} > 0$, $\frac{\partial p_s^*}{\partial \theta} < 0$ 。其中

$$\theta_1 = t_o + 2t_s - \sqrt{(t_o + 2t_s)^2 - 9(t_o + t_s)} > 0, \theta_2 = t_o + 2t_s + \sqrt{(t_o + 2t_s)^2 - 9(t_o + t_s)} > 0, \text{ 且 } \theta_1 < \theta_2。$$

在消费者存在反展厅行为时, 线上线下产品定价变化始终呈现竞争替代的变化趋势, 当 θ 处于较小区间时, 随着 θ 增加, 购买风险上升, 这会削弱消费者对线上购买的信心, 线上商家通过降价来维持吸引力, 线上价格下降; 而此时线下商店的体验优势凸显, 线下价格上涨。当 θ 处于中等区间时, 即在风险适中的情况下, 线上渠道不再单纯依赖低价竞争, 而是通过适度提价筛选出对线上购物的便利性更依赖、对价格不敏感的消费者群体; 线下商家适度降价来应对此时线上渠道的价格策略, 保持竞争力。当 θ 处于较大区间, 即不匹配风险较高时, 线上渠道价格再次下降以抵消线上购物体验的劣势, 否则将面临大量的需求流失; 此时更多消费者转向线下商店购物, 线下渠道需求提升, 故提高价格获得更多利润。

(2) 在出现反展厅行为的市场均衡中, 线上与线下最优定价的大小关系主要由线上渠道适配成本 t_o 、线下通勤成本 t_s 以及产品不匹配价值折损 θ 共同决定。

$$p_o^* - p_s^* = -\frac{(t_o + t_s)(3t_o - 3t_s + 6\theta - \theta^2)}{9t_o + 9t_s - \theta^2}$$

通常情况下, 由于消费者前往实体门店需要耗费时间、体力并承担交通不便等实际成本, 线下通勤成本 t_s 往往高于线上适配成本 t_o , 即 $t_o < t_s$ 在实践中普遍成立。在这一条件下, 线上与线下的最优价格大小关系存在明确的分段特征, 具体由 θ 相对于阈值 $\theta_3 = 3 - \sqrt{9 + 3t_o - 3t_s}$ 的位置决定。

若产品不匹配折损较低, $\theta < \theta_3$ 时, 线上渠道因购买的便利优势可获取一定的定价溢价, 此时 $p_o^* > p_s^*$; 当不匹配折损升高至 $\theta > \theta_3$ 时, 此时 $p_o^* < p_s^*$, 线上渠道通过价格补偿来缓解消费者的购买风险, 线下渠道凭借购物体验的优势享有更高的定价权。这说明, 在反展厅行为存在的条件下, 产品与消费者的匹配程度成为影响双渠道定价的关键调节变量, 企业需根据产品特性动态调整价格策略以争夺市场份额。

命题 2: 出现反展厅行为时, 产品不匹配价值折损对人工智能投入水平的影响:

当 $\theta \in (0, \theta_4) \cup (\theta_5, \infty)$ 时, $\frac{\partial \alpha^*}{\partial \theta} > 0$; 当 $\theta \in (\theta_4, \theta_5)$ 时, $\frac{\partial \alpha^*}{\partial \theta} < 0$ 。其中

$$\theta_4 = \frac{9(t_o + t_s) - \sqrt{(9t_o + 9t_s)^2 - 9(t_o + t_s)(t_o + 2t_s)^2}}{t_o + 2t_s} > 0, \theta_5 = \frac{9(t_o + t_s) + \sqrt{(9t_o + 9t_s)^2 - 9(t_o + t_s)(t_o + 2t_s)^2}}{t_o + 2t_s} > 0,$$

且 $\theta_4 < \theta_5$ 。

当产品不匹配折损较低时, 电商企业引入人工智能技术, 可以丰富消费者的购物体验; 随着折损进入中等区间, AI 技术的投资回报率下降, 效用不佳, 所以企业会理性降低人工智能的投入; 而当折损进一步升高, 企业会再次增加人工智能投入, 通过虚拟体验来降低消费者前期获取信息的门槛, 提升其线下体验的意向, 引导反展厅行为, 确保品牌保持线上影响力。这一策略针对已在线上达成高意向的消费者来说, 他们在线下购买的概率会大幅提升, 减少了“无效到店”, 如在服装行业, Tommy Hilfiger 在品牌数字化界面推出 AR 虚拟试衣, 反映了在高不匹配折损下, 企业仍通过技术投入优化线上体验, 引导消费者完成购买决策。

命题 3: 出现反展厅行为时, 随着不匹配价值折损升高, 线下渠道的收益优势显著扩大, 线上渠道的收益减少。

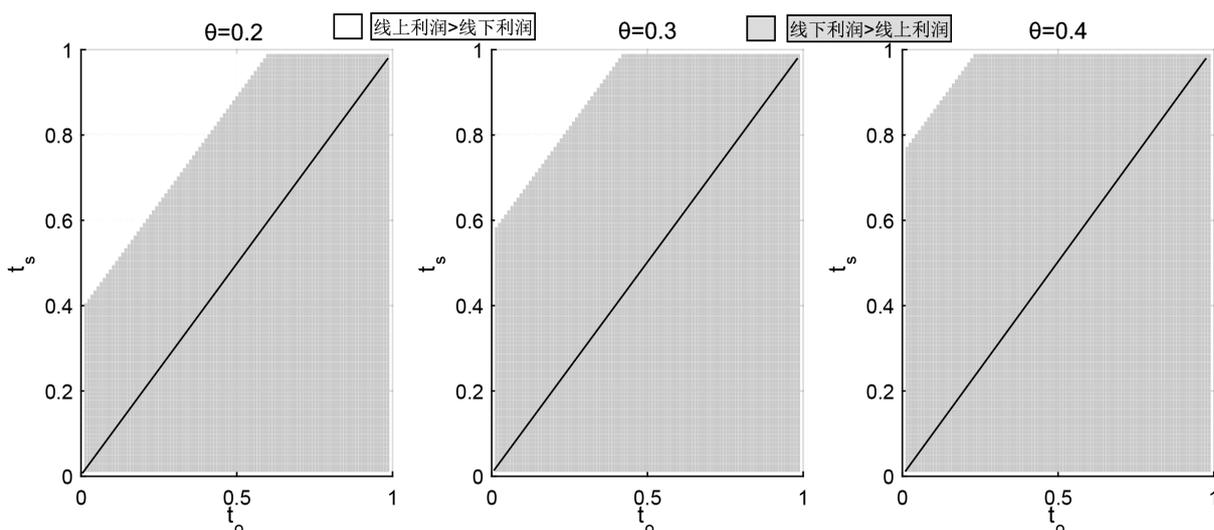


Figure 1. Comparison of profits between online and offline merchants

图 1. 线上与线下商家的利润对比

线上与线下商家的利润对比如图 1 所示, 在 $t_o < t_s$ 这一前提下, 图中有实践意义的比较区域集中在实斜线上方。当线上适配成本较低且线下通勤成本较高时, 线上渠道凭借其便捷优势吸引消费者完成直接购买, 从而获得利润优势; 反之, 线上适配成本较高时, 线下渠道占据利润主导。尤其值得注意的是, 线上购物时产品价值折损的大小对收益起重要的调节作用, 同时需要强调的是, 本研究关注的是 θ 值处于合理水平的品类, 因为若 θ 极小, 如标准化数码产品等, 信息不对称问题基本消失, 消费者无需通过线下体验确认产品适配性, 反展厅行为的动机将极为微弱, 研究便失去了现实意义。

所以在合理范围内, 随着产品不匹配价值折损逐渐升高, 线下商店凭借体验优势客流增多, 线下收益显著提升, 线上渠道收益下降。例如, 鞋履品牌 Allbirds 在 2022 年第一季度营收同比增长 26%, 其中线下渠道收入同比翻一倍, 成为增长主引擎, 印证了在不匹配折损较高的产品品类中, 线下体验优势可快速拉动销售, 转化为显著的利润增长。这一变化说明, 在反展厅行为存在的市场中, 利润的分配并非取决于单一渠道的运营, 而是由产品特性与消费者面临的渠道成本共同决定的动态博弈结果。

命题 4: 反展厅行为出现后, 线上与线下定价显著降低。人工智能投入策略随产品折损变化, 在低折

损时, 人工智能投入增加, 在高折损时, 人工智能投入减少。

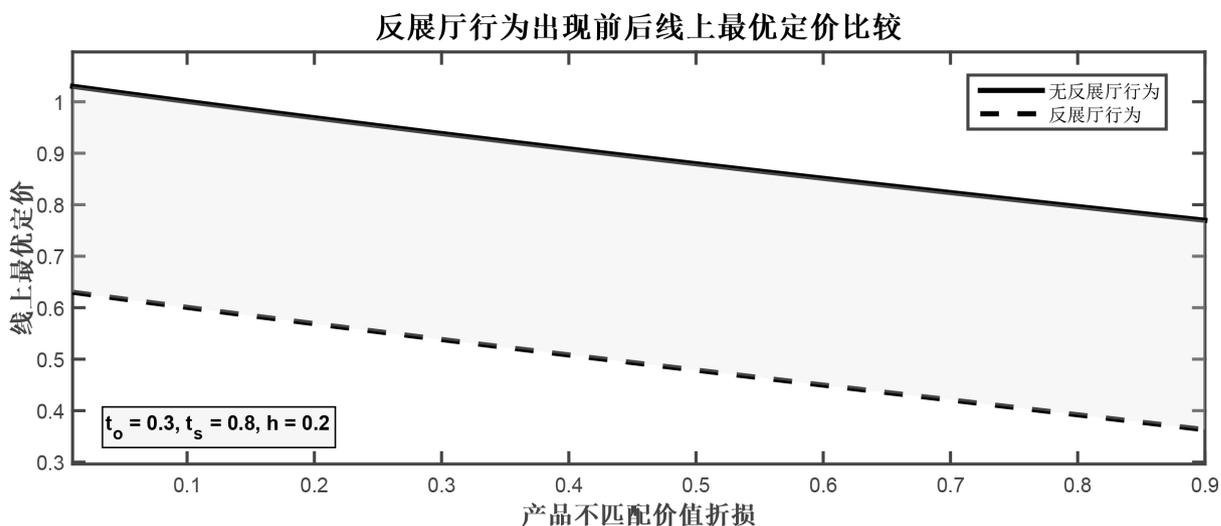


Figure 2. Changes in optimal online pricing

图 2. 线上最优定价的变化

(1) 图 2 展示了反展厅行为出现前后线上最优定价随产品不匹配价值折损的变化, 在固定参数 $t_o = 0.3$, $t_s = 0.8$, $h = 0.2$ 的情况下, 反展厅行为出现后, 线上商家的最优定价始终低于无反展厅时的定价。当反展厅行为成为消费者的一种可行性选择后, 消费者可以利用线上信息了解产品, 在线下渠道完成体验与购买。为了与线下渠道争夺这些由线上转向线下渠道的消费者, 线上商家降低定价, 以促使更多消费者直接在线上完成购买, 从而抵消因反展厅行为带来的客流流失。

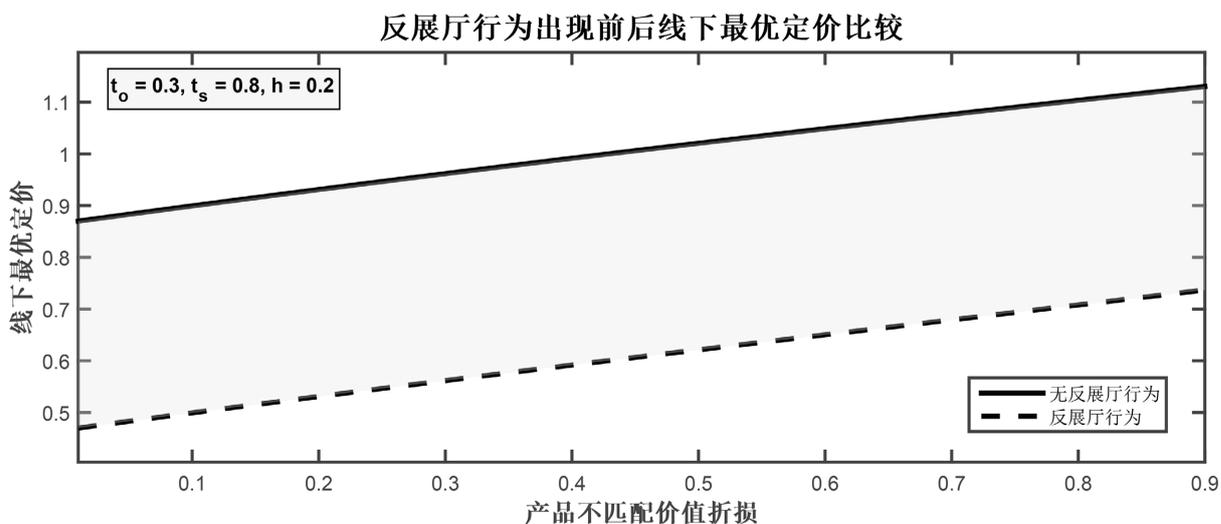


Figure 3. Changes in optimal offline pricing

图 3. 线下最优定价的变化

(2) 如图 3 所示, 未出现反展厅行为时线下商家的定价总是高于出现反展厅行为时的定价。这一看似反直觉的现象源于反展厅行为对市场竞争结构与消费者决策过程的重塑。在无反展厅的传统双渠道竞争中, 消费者面临的是线上线下二选一的决策。然而反展厅行为出现后, 消费者可以通过线上研究获得充

分的产品信息与价格参照, 所以线下门店面临的竞争变得更加透明, 线下与线上价格进行即时博弈, 这削弱了传统线下销售中因信息不对称可能获得的溢价空间。尽管随着产品折损增大, 线下渠道购买需求量增加, 为了吸引那些已完成线上研究、对价格高度敏感的消费者在店内完成最终购买, 线下商家不得不降低定价, 避免消费者完成体验后转回纯线上购买, 或与其他线下商家比价带来客户流失。

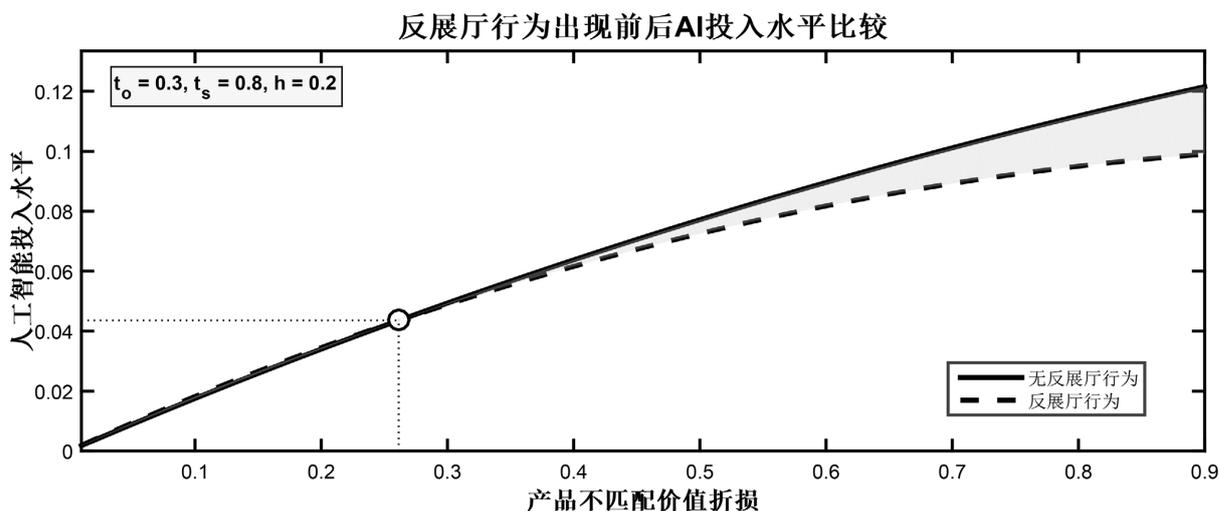


Figure 4. Changes in the level of investment in artificial intelligence

图 4. 人工智能投入水平的变化

(3) 图 4 反映了在反展厅行为出现前后人工智能投入水平的变化, 揭示了企业在面对不同的消费者行为时, 人工智能的投入策略有所不同。当产品折损较低时, 出现反展厅行为的企业人工智能投入水平更高, 企业投资 AI 可以提升线上购物体验。随着产品折损增大, 无反展厅情境下, 企业更依赖 AI 体验来弥补线上购物短板, 以争取直接线上交易; 而在反展厅行为可行时, 企业可以部分依靠引导线下体验来攻克线上购物带来的障碍, 因此 AI 技术投入相对减少。

5. 结语

本文基于消费者反展厅行为背景, 构建了包含人工智能投入的双渠道定价博弈模型, 系统分析了线上线商家作为独立竞争实体的均衡策略及其影响因素。研究发现, 产品不匹配价值折损、渠道适配成本与旅行成本是影响价格竞争与人工智能投入决策的关键变量。在反展厅行为存在时, 线上商家通过降低定价以争夺消费者, 而线下商家则因信息透明度提升也选择降价策略。人工智能投入水平随产品不匹配价值折损呈现非线性变化, 企业需根据产品特性动态调整技术投资强度。基于研究结论, 我们提出以下管理启示。

首先, 电商企业应加强对消费者全渠道行为数据的监测, 识别反展厅行为的高发品类与人群画像, 制定差异化的渠道策略。其次, 实施与产品特性相符的人工智能投入策略, 对于服装、家居等高体验性品类, 线上商家应适度增加 AI 体验功能投入, 以降低消费者决策门槛, 同时引导线下体验; 对于标准化品类, 可侧重于智能推荐与人工客服, 提升线上转化效率。最后, 在定价策略上, 线上线下渠道应基于竞争态势建立动态定价与技术投入调整机制, 通过技术赋能提升自身竞争力, 在价格博弈中占据优势。

诚然, 本文还存在一些因素值得进一步讨论。本文主要探讨的是具有明确购物意向的消费者行为, 而在 AI 技术赋能下, 电商平台越来越多地通过场景化推荐等方式吸引无明确目的消费者, 他们的反展厅行为路径、信息搜索成本与决策机制可能与本文设定存在显著差异, 值得在未来构建更为细分的消费者

行为模型进行研究, 为电商企业全渠道数字化转型提供更丰富的理论指导与实践参考。同时, AI 技术不仅能降低不匹配风险, 还可通过精准用户画像等方式, 有效提升消费者支付意愿。受限于研究框架的聚焦性, 本研究未将其纳入模型, 仅围绕单一技术功能展开分析。未来研究可进一步将支付意愿提升系数等变量融入博弈体系, 构建更贴合商业应用实际的决策框架, 从而更全面地揭示人工智能赋能全渠道零售的内在机理与优化路径。

基金项目

(1) 教育部人文社会科学研究青年基金项目(24YJC630068); (2) 江苏省社会科学基金青年项目(25GLC004)。

参考文献

- [1] 李艳琦. 电商平台 AI 客服质量对消费者忠诚度的影响研究[J]. 商业经济研究, 2025(10): 77-81.
- [2] 刘莹. 人工智能客服对消费者在线购买意愿的影响——基于消费体验的中介视角[J]. 商业经济研究, 2024(13): 73-76.
- [3] 吴继飞, 于洪彦, 朱翊敏, 等. 人工智能推荐对消费者采纳意愿的影响[J]. 管理科学, 2020, 33(5): 29-43.
- [4] 范庆基, 戴燕, 徐静. 亲形式还是亲行为?——人工智能拟人化对消费者态度的影响机理研究[J/OL]. 珞珈管理评论, 2025: 1-46. <https://link.cnki.net/urlid/CN.20250924.1122.002>, 2025-12-20.
- [5] 杨文贞. 人工智能主播特性对消费者购买意愿的影响研究[J]. 商业经济研究, 2025(15): 87-90.
- [6] 朱逸, 林莉. 人工智能赋能下的价值共创要素探析——基于消费者认知态度的探究[J]. 西北民族大学学报(哲学社会科学版), 2025(5): 96-107.
- [7] 甄学平, 顾悦妮. 考虑消费者展厅行为的零售商销售模式选择研究[J]. 系统工程理论与实践, 2023, 43(7): 1996-2014.
- [8] 李豪, 侯平森. 消费者展厅行为下的制造商渠道选择策略研究[J]. 特区经济, 2024(2): 141-144.
- [9] 庄翔宇. 消费者从线上渠道向线下渠道迁移的原因及应对策略研究[J]. 商讯, 2021(2): 153-154.
- [10] 王战青, 杨德锋, 冉伦. 反展厅现象与消费者质量期望的关系研究[J]. 管理科学学报, 2021, 24(1): 71-88.
- [11] 马德青, 王晓晴, 胡劲松. 多渠道零售下考虑消费者反展厅现象的平台型供应链销售模式选择[J]. 中国管理科学, 2024, 32(5): 133-146.
- [12] 夏海洋. 消费者展厅行为对线上线下渠道价格竞争的影响研究[J]. 工业工程与管理, 2023, 28(3): 111-120.
- [13] 胡娇, 李莉, 何向, 等. 全渠道环境下实施 BOPS 渠道合作对广告竞争和定价策略的影响[J]. 管理工程学报, 2025, 39(5): 196-213.
- [14] 贾艳瑞, 范薇薇, 郭炎. 企业线上线下双渠道定价策略对消费者行为的影响研究[J]. 价格理论与实践, 2021(5): 153-156.
- [15] 高莹, 胡祥培, 方艳, 等. 参考质量效应下的体验类商品全渠道定价策略研究[J]. 管理工程学报, 2023, 37(1): 147-157.
- [16] 袁雯雯. 考虑反展厅效应的竞争性双渠道定价决策研究[J]. 科技与管理, 2021, 23(2): 70-80.
- [17] Jing, B. (2018) Showrooming and Webrooming: Information Externalities between Online and Offline Sellers. *Marketing Science*, **37**, 469-483. <https://doi.org/10.1287/mksc.2018.1084>
- [18] Chen, Y., Dai, Y., Zhang, Z. and Zhang, K. (2023) Managing Multirooming: Why Uniform Price Can Be Optimal for a Monopoly Retailer and Can Be Uniformly Lower. *Management Science*, **70**, 3102-3122.
- [19] Hao, L. and Kumar, S. (2023) Benefit of Consumer Showrooming for a Physical Retailer: A Distribution Channel Perspective. *Management Science*, **70**, 1-18.