心理科学进展 2026, Vol. 34, No. 12, 2257–2273 https://doi.org/10.3724/SP.J.1042.2026.2257
Advances in Psychological Science https://cstr.cn/32111.14.2026.2257

·研究构想(Conceptual Framework)·

算法价格歧视的连锁报复效应*

牛晓晓[1] 任芊羽[2] 乔抒晨[1]

([1]深圳大学管理学院, 深圳 518055) ([2]香港中文大学深圳人文学院, 深圳 518100)

摘 要 电子商务平台利用算法预测消费者支付意愿并实施算法价格歧视的现象日益普遍。现有研究已证实算法价格歧视会引发消费者对平台的报复性行为, 但关于此类报复性行为是否会演化为跨平台、跨情境的连锁报复效应, 尚缺乏系统探讨。本文基于三维公平理论与消费者算法偏见视角, 探讨不同类型算法价格歧视如何引发超越单一平台的连锁报复效应, 并考察其边界条件。其次, 基于有限理性与认知偏差理论, 进一步揭示损失厌恶、可得性偏差等经典认知偏差如何与公平感知动态交互, 共同驱动消费者在算法价格歧视情境下的连锁报复性行为。本文突破了既有研究主要关注单一平台报复反应的局限, 将消费者报复性行为拓展为跨平台、跨情境的连锁报复效应, 并从算法信任崩塌的视角揭示算法价格歧视可能引发的系统性影响。本研究不仅有助于深化对算法时代消费者行为规律的理解, 也为平台企业优化算法治理、维护消费者信任, 以及政府和监管部门防范数字生态中的算法风险提供理论依据与实践启示。

关键词 消费者行为, 算法价格歧视, 心理机制, 认知偏差, 溢出效应

分类号 F849; F713.55

1 问题提出

人工智能(Artificial Intelligence, AI)和大数据(Big Data)的迅猛发展, 为各行各业带来了许多创新和发展机会, 也不断推动着巨大的行业变革(杨善林 等, 2023)。自 2017 年以来, “人工智能”多次被写入政府工作报告, 2021 年的《中华人民共和国国民经济和社会发展第十四个五年规划和 2035 年远景目标纲要》中, 明确了未来十余年人工智能的发展目标, 通过实施具有前瞻性、战略性的国家重大科技项目, 推动各产业深度融合。在政策推动与技术创新的双重驱动下, 人工智能正广泛渗透至医疗健康、智能制造、智慧城市、无人驾驶以及数字服务等多个领域, 深刻改变着企业的运营方式与消费者的决策过程。

在定价领域, 人工智能(AI)与大数据的深度嵌合, 正根本性地重塑企业的定价能力与市场策略。与以往技术革新主要作用于生产效率不同, AI 赋予企业的是对消费者支付意愿(Willingness to Pay, WTP)的实时捕捉与个性化定位能力, 这有助于企业增加利润。这一技术应用将传统的“统一定价”推向“算法价格歧视” (Algorithm Price Discrimination), 即企业借助算法与大数据的应用获取大量信息并且对消费者实施差异化定价(Seele et al., 2021)。然而, 算法价格歧视在提高企业收益的同时, 也引发了越来越多的社会争议。定价不仅关系企业利润, 更深刻影响消费者行为、品牌认知以及市场竞争格局(Hinterhuber, 2004)。因此, 一个亟待回答的问题是: 算法价格歧视在帮助企业实现收益扩大的同时, 是否会通过侵蚀消费者对算法决策的基本信任, 引发超越单一平台边界的连锁报复反应, 并进一步演化为数字生态中的系统性风险?

现有研究揭露了算法价格歧视的双刃剑作用。一方面, 学者们认为借助大数据, 企业能够根据消费者的购买历史、位置信息乃至搜索行为进行动态差异化定价, 从而在不同群体间实现利润的精细收割, 有效提升市场竞争力。对于部分支

收稿日期: 2026-03-19
* 国家自然科学基金项目(72402143, 72402141)资助。
通信作者: 乔抒晨, E-mail: qiaoshch@szu.edu.cn

付意愿低的消费者而言，在价格差异未被察觉的情况下，个性化低价甚至有助于扩大市场覆盖范围并提升消费者福利(焦海涛，2025；Matsushima et al., 2023)。另一方面，当消费者通过社交比较、媒体报道或第三方信息发现价格差异后，往往会产生强烈的不公平感知、被剥削感以及对企业的信任危机(Hufnagel et al., 2022)。此外，算法价格歧视的实施依赖于大量消费者数据的收集与分析，也进一步引发了隐私保护与数据治理方面的担忧(郑捷, 2021; Chen et al., 2020)。

当前关于算法价格歧视的研究主要聚焦于消费者的负面感知及直接行为反应，即关注消费者在遭遇算法价格歧视后所产生的投诉、负面口碑传播、重复购买意愿下降以及平台转换等报复性行为(Chung & Petrick, 2013; Xia et al., 2004)。这类研究为理解算法价格歧视的消费者后果奠定了重要基础，但其共同特点在于将消费者反应限定在诱发事件所属的平台或企业范围内，将报复性行为视为一种针对特定企业的局部回应。

然而，这种视角可能低估了算法价格歧视的真实影响。数字平台并非彼此孤立存在，而是嵌入于高度互联的数字生态系统之中。与此同时，消费者往往难以准确区分不同平台背后的算法逻辑，并倾向于将不同企业所使用的人工智能技术视为具有相似属性的整体性系统(Longoni et al., 2023)。数字平台广泛依赖算法进行推荐、匹配、定价和决策，而消费者往往难以准确区分不同平台背后的算法逻辑。一旦算法价格歧视被识别为一种具有剥削性的市场行为，消费者由此产生的不公平感和不信任感便可能迁移至其他数字服务场景之中。此时，算法价格歧视的影响将突破单一交易关系，演变为算法信任崩塌的连锁反应，引发溢出效应，并对数字生态的可持续发展构成潜在风险。

近年来关于算法操纵的研究进一步支持了这一推论。相关研究发现，当消费者意识到算法可能限制其自主选择或利用其行为数据谋取商业利益时，往往会产生心理抗拒，并采取各种形式的抵制与反制行为(Lee & Lee, 2009; Mik, 2024)。消费者不仅可能通过技术手段规避算法识别、操纵数据特征以获得更有利的交易结果(Li & Li, 2022)，还可能借助社交媒体传播相关经历，推动对算法不公平实践的集体抵制(Li et al., 2023)。这些现象表明，消费者对算法的不信任并非局限于单次交易，而具有跨情境泛化的潜力，也意味着消费者主权意识正在数字时代中不断增强。一旦算法价格歧视引发的消极反应突破当前平台、蔓延至其他平台，那么企业的定价策略便超越了企业内部的微观管理问题，演变为一个具有负外部性的宏观行业风险。这也意味着，单纯的企业个体治理(如道歉、补偿)已不足以遏制损失，而必须从行业生态与数字治理规范层面进行系统反思。

基于上述现实背景与理论缺口，本研究旨在填补这一研究空白。本研究将研究视角从传统的单一平台报复性行为拓展至跨平台、跨情境的连锁报复效应。我们认为，算法价格歧视所激发的消费者反应并非止于单一交易关系内部的“点”状反馈，而可能演化为一种具有扩散性和迁移性的“面”状行为反应模式。当消费者在某一平台遭遇算法价格歧视后，其产生的愤怒、不公平感和不信任感不仅会针对当前平台，还可能形成一种更广泛的算法信任崩溃，进而影响其对其他平台、品牌乃至数字服务类别的评价与选择。换言之，算法价格歧视的影响可能从局部的不公平体验演化为消费者对算法系统整体的不信任，并进一步引发跨平台、跨情境的连锁报复性行为。

综上，本研究的核心问题在于：算法价格歧视如何以及何时突破单一交易场景，触发消费者报复性行为的溢出效应（具体表现为跨平台、跨情境的连锁报复效应)？通过探索其心理机制和边界条件，并系统考察这一连锁报复的溢出效应，本文旨在构建算法价格歧视下报复性行为溢出效应的理论模型，拓宽算法价格歧视下消费者报复性行为发生范围的理论研究，并补充消费者认知偏差在算法歧视情境下作用机制的理论解释。本研究揭示了算法价格歧视可能带来的系统性影响，为理解算法时代消费者行为规律、完善平台算法治理以及防范数字生态中的算法风险提供理论依据与实践启示。

2 研究综述

2.1 价格歧视和算法价格歧视

价格歧视的概念最早出现在经济学领域中。由于价格与需求弹性有关，企业可以针对不同消费者的需求设置不同的价格，通过价格歧视的手段来获得更多的消费者剩余，进而从市场分割中

增加收益。在经济学中, 根据价格歧视程度的高低, 价格歧视可以分为一级价格歧视、二级价格歧视和三级价格歧视(Pigou, 2017): 一级价格歧视是完全价格歧视, 指的是卖家对每个消费者分别制定不同的价格; 二级价格歧视指卖家根据消费者购买数量的不同索取不同的价格(数量折扣是其典型例子); 三级价格歧视意味着卖家对不同的消费群体类型索取不同的价格(如根据年龄、性别、地区的消费者分类)。

在管理学领域, Png (2022)也将价格歧视分为三种: 完全歧视、间接歧视和直接歧视。这三种分别对应 Pigou (2017)的一级价格歧视、二级价格歧视和三级价格歧视。但是间接歧视的内涵中, 结合企业实践, 包含了比经济学中二级价格歧视更多的形式, 例如: 为花费时间搜索和等待降价的消费者提供更低的价格(例如, 优惠券、限时或限量特别销售), 为提前支付固定费用(例如, 会员折扣)或积累了特定金额的消费 (例如, 积分折扣)的消费者提供更低的价格。

除了经济学和管理学中的三级价格歧视分类, 价格歧视还有更多的具体类型, 从消费者接受程度来划分, 可以分为符合社会规范的和违背社会规范的。例如, 1999 年, 可口可乐公司在天热时把自动售卖机饮品的价格提高, 生鲜超市在晚上将剩余产品低价出售, 航空公司根据季节和日期(甚至小时)调整价格, 部分国家和地区实施的高峰时段的地铁价格高于低峰时段的价格, 超过标准限度的用水单价高于标准以内的用水单价。这些是被认为符合社会规范的、可以被接受的差别定价。这类定价方式也叫做动态定价(Dynamic Pricing, DP, 即根据市场需求、竞争态势或者成本变化不断调整产品和服务的价格) (Elmaghraby & Keskinocak, 2003)。此外, 一些根据消费者属性采用的直接歧视类型, 也可以被视为是符合社会规范的, 例如, 对年长者和残疾人士的特殊价格优待。与此相反, 有些则是基于违背社会公认规范的消费者属性(例如居住地和职业) (Wu et al., 2012)。大多数基于个性化的一级价格歧视也常常被消费者认为是违背社会公认规范的, 感知为更不公平(Krämer et al., 2018; Priester et al., 2020)。

近年来, 对于一级价格歧视的研究受到越来越多的关注。一级价格歧视的实施是基于商家在个体层面对不同消费者的支付意愿(WTP)的推断。传统的定价方式, 由于技术限制, 企业对消费者的信息获取和处理能力有限, 所以在实践中难以实行一级完全价格歧视。但在数字经济条件下, 大数据技术的应用使得企业可以成本低廉地从网上捕获几乎每个消费者个体的信息, 并根据算法技术预测每个个体的 WTP, 从而实现算法价格歧视。基于此, 出现了新的价格歧视类型, 如个性化动态定价(Personalized Dynamic Pricing, PDP) (Bae et al., 2024; Neubert, 2022; Priester et al., 2020)。PDP 是将动态定价和一级价格歧视相结合的一种定价方式, 举例来讲, 它不仅纳入消费者个人信息, 还实时关注时间、需求等外部因素。表 1 对不同类型的价格歧视策略的研究进行了部分总结。

从研究方法看, 对于价格歧视的研究, 一部分学者主要通过经济建模研究探索价格歧视对市场、企业和社会福利的影响。比如, Li 等人(2024)的研究发现了个性化定价是否能够帮助企业盈利取决于实施个性化定价的成本和产品差异化程度。当消费者进行身份管理时, 企业能够通过完全价格歧视从目标消费者身上榨取全部剩余, 从而使企业受益, 但这会导致消费者剩余和社会福利下降(Chen et al., 2020)。在模型中加入公平的约束条件后, Cohen 等人(2022)发现适度的价格公平性可以提升社会福利, 但过度的价格公平性则可能导致双输局面(即卖方和消费者的境况均恶化)。

另一部分学者关注消费者心理与行为, 聚焦于消费者对价格歧视的主观感知与行为反应, 主要采用模拟情境实验的方法进行研究。其中大量研究关注价格歧视引发的消费者公平感知变化(宋晓兵, 何夏楠, 2020; Ferguson et al., 2014; Li & Jain, 2016; Xia et al., 2004)。公平感知本质上是一个社会比较的过程(Darke & Dahl, 2003): 消费者将自己的支付价格与某一参照点(Reference Price)进行对比。参照点可以是个人参照(如自己过往的购买价格、朋友购买的价格、当前观察到的价格)或期望参照(如个人认为合理的市场价格)。当多种参照点同时存在时, 消费者的公平判断更依赖于社会比较(即与他人的横向比较)而不是个人历史经验的纵向比较(Choi & Mattila, 2009)。在这一公平视角的延伸下, 研究者进一步考察了消费者的态度行为后果, 包括消极态度(Hufnagel et al., 2022)、行为意向(涂平, 刘俊, 2009)、购买意愿

表 1 使用不同类型的价格歧视的研究

参考文献	动态定价 (如时间)	消费者市场细分定价 (如年龄、地区位置)	个性化定价 (如个人支付能力)	个性化动态定价
Huang et al. (2005)	√	√		
Haws & Bearden (2006)	√	√		
Lii & Sy (2009)	√	√		
Garbarino & Maxwell (2010)		√		
Gelbrich (2011)	√			
Wang & Krishna (2012)		√		
Wu et al. (2012)		√		
Weisstein et al. (2013)			√	
Malc et al. (2016)	√	√		
Krämer et al. (2018)	√		√	√
Victor et al. (2019)			√	
Priester et al. (2020)		√		√
Keller et al. (2022)	√			
Gunadi & Evangelidis (2022)	√			
Hufnagel et al. (2022)			√	
Neubert (2022)	√	√	√	√
Peng et al. (2023)	√		√	
Bae et al. (2024)				√
Wang et al. (2025)			√	
Liu (2026)			√	

(Keller et al., 2022)、口碑传播(Lii & Sy, 2009)、搜索行为(Hufnagel et al., 2022)、投诉与退款诉求(Xia et al., 2004)等。

针对算法价格歧视消极影响的干预与缓解策略, 学者们也进行了初步探索。一类策略试图改变消费者的价格参照框架。例如, 将动态定价以“折扣价”的形式呈现, 可以显著提升消费者的价格接受度(李宗龙 等, 2016; Keller et al., 2022)。另一类策略则试图重构责任归因。例如, 当消费者获悉定价决策由人工智能(AI)代理执行而非由人类管理者直接操控时, 其负面反应会有所缓解(Peng et al., 2023)。此外, 企业还可以通过战略性混淆(Strategic Obfuscation)——即有意识地模糊定价规则与信息透明度——来延缓或阻止消费者进行有效的参照点比较(Allender et al., 2020)。此外, 时间维度上的信息披露时机也是影响消费者价格接受程度的关键调节变量(Affonso et al., 2025; Wu et al., 2012)。

尽管前人研究已经探索了消费者在面临算法价格歧视时是否会引发不公平感知和报复性行为(Choi et al., 2023; Huang et al., 2005; Priester et al., 2020; Wu et al., 2012), 但这些研究中依然存在局限。大多数实证研究只关注一种或两种算法价格歧视类型下消费者对交易平台的直接反应, 一方面, 没有把这些价格歧视类型根据消费者感知歧视程度进行系统分类和探讨。更重要的是, 当前研究缺少对消费者在算法价格歧视下的连锁报复效应的现象解释, 以及相关心理机制的探索。

2.2 消费者的算法偏见

2.2.1 算法厌恶

在消费者对算法驱动型服务(包括算法价格歧视)的反应研究中, 一个典型现象是“算法厌恶”(Algorithm Aversion)这一经典偏见。算法厌恶指的是, 即便算法在客观绩效上优于人类(如预测更准确、决策更一致), 人们仍然表现出偏好人类决策或人类建议的稳定倾向(Dietvorst et al., 2015; Dietvorst et al., 2018; Dietvorst & Bharti, 2020)。这一现象在现实中的多个领域得到了验证, 比如,

患者更倾向于人类医生而非手术机器人、人力资源经理更相信直觉而非算法、消费者对自助服务技术失误的负面反应比对员工失误更为强烈(Chen et al., 2021; Highhouse, 2008; Longoni et al., 2019)。

为解释人们如何“非理性”地排斥算法, 张语嫣等(2022)提出的三维动机理论提供了一个整合性的解释框架。该模型归纳出三个核心机制：算法主体怀疑(对算法能否真正“代理”决策的信任缺失)、道德地位缺失(认为算法不具备道德判断与责任承担能力)以及人类特性湮灭(担忧算法决策会消解人类独有的自主性与掌控感)。这些心理动机可以进一步被溯源至算法的“黑箱”不透明性、缺乏情感与道德直觉(Burrell, 2016; Niszczota & Kaszás, 2020)、以及消费者对算法运作逻辑的主观不理解(Cadario et al., 2021), 所以即使算法具有高效、准确、客观等优势, 人们也无法完全地接受它(谢小云 等, 2021)。

然而, 在服务失败领域, 学者们发现了算法厌恶的另一面。由于算法/机器人被认为“无意图”, 即不具备伤害消费者的主观动机(Garvey et al., 2023; Pavone et al., 2023), 消费者反而更愿意原谅算法的失误, 而对人类服务者的同类错误施加更重的责任归咎(Arikan et al., 2023)。而且, 研究发现算法的拟人化程度会削弱这一优势。当服务机器人被赋予过高的人类特征时, 消费者对其失败的消极反应反而上升(Cheng, 2023), 这也进一步确认了消费者对“人类” (vs 算法)的错误有更强的负面反应。与此类似的是, 算法价格歧视的核心伤害在于“被区别对待”的不公平感, 这也高度依赖于对歧视意图的归因。若消费者认为算法无主观意图, 其对价格歧视的负面反应可能被显著缓解。宋晓兵和何夏楠(2020)的研究为此提供了直接证据, 发现当价格歧视的定价主体是算法(而非人类)时, 消费者对企业的蓄意性归因更弱, 公平感知更高。Wang 等人(2025)进一步发现, 算法(vs. 人类)定价显著降低了消费者的负面口碑传播。

尽管如此, 在电子商务定价情境中, 算法厌恶也同样存在。Liu 和 Sun (2024)发现, 电商平台的算法过程公平性、可问责性与透明度, 是影响消费者对算法合法性感知的关键前因, 并进而影响其持续使用意愿。Keller 等人(2022)则探讨了算法不透明性对于消费者的公平感知以及购买行为的影响, 进一步揭示, 消费者在面临动态定价时, 不仅关注价格水平本身, 也同样关注价格是如何被决定的。

2.2.2　算法移情和溢出效应

除了经典研究揭示的算法厌恶这一偏见, 另一种更具迁移性的个体偏见来自“算法移情” (Algorithmic Transference)。Longoni 等人(2023)基于社会分类理论, 提出了“算法移情”的概念。他们探讨了人们在政府应用人工智能(AI)系统出现失败时的反应模式, 涵盖政府福利分配、执法、风险监控和服务提供等多个政策领域。结果发现, 人们对 AI 系统持有高度同质化感知：倾向于将不同的 AI 系统视为一个内在相似的、可互换的类别, 而非彼此独立的个体。其直接后果是：与人类失败相比, 算法失败被更广泛、更轻易地跨情境泛化。消费者在一个 AI 系统中的负面体验, 会自动“转移”至另一个看似不相关的 AI 系统, 并引发基于 AI 系统的普遍信任危机, 从而产生溢出效应。

这一机制在算法价格歧视情境中起到关键作用。在电子商务环境下, 个性化定价通常引发消费者的价格不公平感知, 并且, 研究证明, 即使是受益于价格歧视的消费者(自身支付价格低于他人), 也会产生不公平感知而引发报复性反应(Hufnagel et al., 2022; Zhang & Cheng, 2024)。对此有两种解释：一是受益于价格歧视的消费者会形成程序公平判断(“依据个人信息定价本身就不公平”); 二是算法移情机制——消费者将先前在“不利定价”中的失利经验, 跨情境迁移至当前的“有利定价”情境中。由于算法同质性感知, 消费者不会每次都具体区分每个场景, 而是更多基于对算法定价的总体判断, 因此将以往的失利经验泛化到此次受益情境。因此, 算法移情偏见这一机制的存在为探索消费者的报复性行为溢出效应(即连锁报复效应)提供了理论基础。

类似的溢出效应在品牌研究中已被广泛证实。比如, 在同一品牌内部, 消费者对先前产品的态度会影响其对同一品牌下新产品的评价和感受(Broniarczyk & Alba, 1994)。在不同品牌之间, 跨品牌溢出效应也存在。消费者对某品牌的态度会显著影响其对该品牌合作伙伴的评价(Simonin & Ruth, 1998)。此外, 当一个行业代表性品牌发生严重负面事件时(如产品核心属性相关的丑闻), 消费者会将自己的怀疑扩散至整个行业, 认为整个

行业都存在类似问题，尤其当其他品牌在属性上与丑闻品牌相似时(Roehm & Tybout, 2006)。

此外也有研究证明，溢出效应甚至可以不依赖于品牌间的相似性。Darke 和 Ritchie (2007)发现，消费者遭遇广告欺骗后，会产生一种自我防御性动机，主动或潜意识地驳斥其他广告商的宣传，形成对广告行业的普遍负面刻板印象。同样地，当产品实际效用低于预期时，消费者会产生泛化的不信任感，因而对其他不相关的产品产生更为负面的态度。甚至由于确认偏差，即使消费者在使用表现良好的产品后，不信任感依然对其态度产生了负面影响(Darke et al., 2010)。这些溢出效应的发现也进一步为算法价格歧视下消费者的连锁报复性行为提供实证支持。

2.3 研究评述

通过对现有算法价格歧视研究的回顾以及研究缺口的识别，可以发现，仍存在以下三个方面的问题值得进一步深入研究，并验证其心理学机制。第一，不同类型的算法价格歧视如何引发连锁报复这一溢出效应。近年来，不同类型的算法价格歧视层出不穷，尽管国内外学者对于算法价格歧视对消费者的影响进行了一定的探索，但现有文献中尚未对算法价格歧视形成清晰的分类标准，因此缺乏从消费者角度(感知歧视程度)的一个系统分类和比较。更重要的是，这些分类对消费者报复性行为溢出效应的探索尚未受到足够关注。此外，前人研究明确指出了消费者对算法决策存在多种认知偏差，比如算法厌恶、算法移情，然而，这些偏差如何具体影响消费者在算法价格歧视情境下的连锁报复性行为，尚缺乏明确的理论阐释。第二，需进一步界定消费者在何种情况下会出现更强的连锁报复性行为。考虑个体差异性和情境因素的边界条件，探索对不同类型的消费者，在不同的具体情境下，算法价格歧视所触发的消费者连锁报复性行为程度存在怎样的差异，为深入了解溢出效应的发生条件与干预路径提供了理论支撑。第三，消费者的认知偏差如何在这一过程中交互作用于溢出效应。本研究进一步引入损失厌恶与可得性偏差两种经典认知偏差，深入考察二者在消费者认知加工过程中如何交互作用于公平感知，进而加强或削弱连锁报复性行为，揭示溢出效应发生强度的关键心理认知加工边界。

3 研究构想

本研究基于三维公平理论，从消费者的有限理性和认知偏差视角出发，聚焦研究消费者在算法价格歧视后的连锁报复性行为的机制和边界条件。本文拟通过两个子研究来实现研究目的。研究 1 基于三维公平理论，探讨不同类型算法价格歧视对消费者平台连锁报复性行为的影响机制，进一步从个人层面(消费者价格意识)和情境层面(算法可理解性)进行边界条件探索。研究 2 基于有限理性和认知偏差理论，解释认知偏差在算法价格歧视与消费者连锁报复性行为的认知加工层次的作用机制，进一步阐释公平感知与认知偏差如何动态交互，探索损失厌恶水平和可得性偏差存在的作用条件。总体的研究框架如图 1 所示。

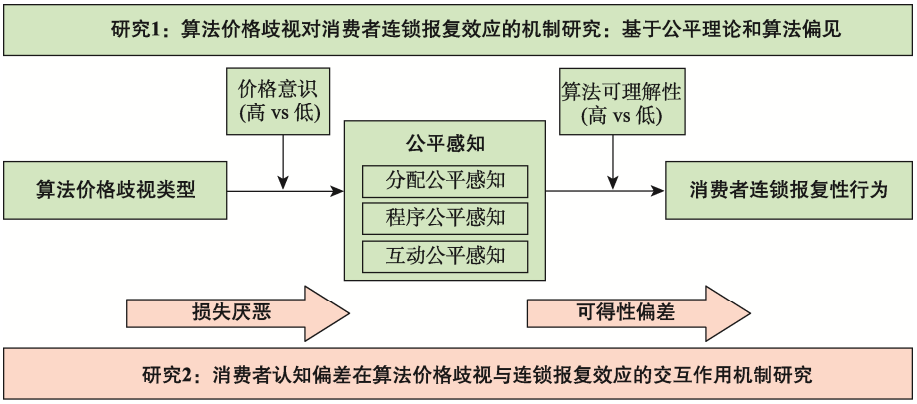


图 1 本文总体研究框架

3.1 研究 1: 算法价格歧视对消费者平台连锁报复性行为的机制研究——基于三维公平理论

研究 1 探索算法价格歧视、公平感知和消费者平台连锁报复性行为之间的关系。在此研究中, 探讨了公平感知的三个维度(分配公平、程序公平和互动公平)的中介作用, 以及消费者价格意识(个人层面)和算法可理解性(情境层面)的调节作用。

3.1.1 理论基础

公平理论(Blodgett et al., 1997)中提到公平包含三个维度：分配公平、程序公平和互动公平。人们不仅根据决策结果来评价公平性, 而且还通过判断决策过程中的程序及与决策者的互动来评价公平性 (Skarlicki & Folger, 1997)。该理论最初在组织公正研究中得到广泛的应用和验证(李超平, 时勘, 2003; 周浩 等, 2005; 朱玥, 王永跃, 2014)。

该理论在消费者研究中也得到了验证。消费者公平感知的形成不仅要考虑价格水平的高低(分配公平), 也要考虑消费者感知到的价格形成过程的公平(程序公平), 以及购买体验中与商家互动的公平(互动公平)。比如, Ferguson 等人(2014)通过分离对零售商定价过程的公平性评估以及与其他人提供的价格相比的分配公平性, 发现程序公平和分配公平的相互作用共同影响整体价格公平感知。同样地, Keller 等人(2022)通过揭示算法透明度与消费者的公平感知和购买意愿的关系, 证明了程序公平是消费者对算法价格歧视感知的重要因素之一。吴燕和周晓林(2012)强调, 决策过程的社会性(例如, 情感和互动)是个体公平感知的重要方面。此外, 一些研究也证明了三种公平共同作用于消费者态度和行为。Qiang (2023)通过研究在线服务补救证明了物质补救和精神补救正向影响分配公平、程序公平和互动公平, 进一步影响顾客满意度。以往关于算法价格歧视的研究中, 大多关注价格公平这一变量, 即自己与他人支付价钱的差异(分配公平) (宋晓兵, 何夏楠, 2020; Chen et al., 2023), 然而很少有研究关注其他两个维度的公平感如何共同影响消费者最终的公平判断以及报复性行为。

除此之外, 以往研究广泛证明了用户对于算法定价不透明性的厌恶(赵一骏 等, 2024), 以及普遍存在一种刻板印象, 即 AI 或算法缺乏情感互动能力(Niszczota & Kaszás, 2020)。这些对算法的固有认知偏见, 恰好与三维公平理论中的两个核心维度形成直接对应。算法的不透明性直接作用于消费者的程序公平感知：当消费者无法理解价格是如何被决定的、定价规则是否存在一致性时, 其对定价程序的公正性自然产生质疑。而算法缺乏情感互动的特征则直接影响消费者的互动公平感知：当整个交易过程缺乏人性化关怀、消费者感到被针对而非被尊重时, 其互动公平体验随之降低。因此, 三维公平理论在探索算法价格歧视情境下的消费者反应时, 具有独特的理论解释力, 为理解消费者不公平感知的多维来源提供了一个系统性的分析框架。

3.1.2 算法价格歧视下的公平感知对消费者平台连锁报复性行为的机制研究

算法价格歧视的实施通常依赖于大量消费者社会经济特征、行为特征以及市场环境数据的收集与分析, 对消费者进行分类、画像与标签化处理, 并据此实施差异化定价策略。研究发现, 处于不利价格条件下的消费者, 在感知到结果不公平时, 可能会产生愤怒、失望、怨恨等强烈的情绪(Lastner et al., 2019), 进而引发报复性行为(Xia et al., 2004), 包括抱怨投诉、负面口碑传播、重复购买意愿下降、转向替代性竞争平台等(Chung & Petrick, 2013)。而有些算法规则(例如：动态定价中的基于市场需求的定价, 基于消费者市场细分的定价)比其他规则(例如：个性化定价中的基于消费者画像的定价)更容易被消费者接受, 被感知为更公平, 也会引发更少的消极反应(Grewal et al., 2004; Krämer et al., 2018; Priester et al., 2020; Ying et al., 2024)。因此, 可以认为不同的算法价格歧视类型会引发不同程度的消费者报复性行为。

基于消费者的算法移情偏见(Longoni et al., 2023)和品牌溢出效应(Klostermann et al., 2024), 可以推断消费者报复性行为的产生不仅发生在当前交易平台, 也会溢出至其他平台甚至影响行业生态。消费者在当前交易平台的负面体验会使其形成对算法的负面刻板判断(Darke & Ritchie, 2007)。如 Longoni 等人(2023)提出, 源于使用者对 AI 技术理解的有限性, 人们难以区分不同 AI 系统之间的差异。因此, 一个系统的失败被视为反映了整个技术类别的缺陷。所以, 在处理 AI 失败的信息时, 人们可能采用简化的归因策略, 将失败归咎于 AI 技术本身的局限性, 而不是特定情

境下的偶然错误(Longoni et al., 2023)。基于以上推论, 本研究提出以下命题：

命题 1：不同的算法价格歧视会引发消费者不同程度的连锁报复性行为, 算法价格歧视程度越高, 越容易引发连锁报复性行为, 具体如下, 引发连锁报复性行为的程度和可能性：算法统一定价 < 算法动态定价歧视 < 算法消费者市场细分定价歧视 < 算法个性化定价歧视 < 算法个性化动态定价歧视。

在算法价格歧视的场景下, 企业对不同客户群或不同个人的相同产品或服务收取不同的价格, 消费者通过将自己的支付价格与其他人的支付价格进行比较, 直接触发了对分配公平的考量, 即对“结果是否公正”的判断。然而, 价格差异本身并非公平感知的唯一来源(Blodgett et al., 1997)。不同类型的算法价格歧视策略还会通过程序公平影响消费者的判断(Keller et al., 2022)。随着算法价格歧视程度的递增, 消费者更加难以理解定价规则, 也就是获取清晰的价格参照点的可能性递减, 程序公平感知也随之递减。此外, 消费者在消费过程中感知到的商家在定价时是否尊重、关怀自己, 构成了互动公平的维度(吴燕, 周晓林, 2012)。当消费者认为算法机制缺乏人性化考量、在整个交易中感到被针对和不受尊重时, 其互动公平感知将受到损害, 进一步影响最终的公平感知。

因此, 上述三个维度的公平感知相互作用, 共同塑造了消费者在面对算法价格歧视时的整体公平判断。这种不公平感知会继而引起消费者的连锁报复性行为。基于以上推论, 本研究提出以下命题：

命题 2：三种公平感知(分配公平感知、程序公平感知和互动公平感知)在算法价格歧视类型与消费者连锁报复性行为之间均起到中介作用。

3.1.3 个人层面(价格意识)和情境层面(算法可理解性)的边界条件机制研究

除了对公平机制的探索, 我们进一步探讨溢出效应发生的边界条件, 本研究从个体差异和情境因素两方面出发, 考虑消费者价格意识和交易平台算法可理解性在算法价格歧视类型和连锁报复性行为中的调节作用。

价格意识(Price Consciousness)是指消费者专注于支付低价的程度(Lichtenstein et al., 1993)。它反映了顾客对价格水平敏感性的强弱。当消费者具有较高的价格意识时, 面对同等水平的价格差异(比如 20 元), 由于他们对于价格差异更敏感, 消费者更容易表现出强烈的情绪态度和行为反应, 即更低的公平感知和更强烈的报复性行为。Kumari 和 Gotmare (2021)在一项个性化动态定价的研究中证明, 个体的价格感知能够影响消费者的比价行为与支付意愿。因此, 消费者的价格意识越高, 其对价格差异的感知就越敏感, 强化感知到的不公平感(主要通过强化分配不公平), 从而激发更多的连锁报复性行为。因此, 提出以下命题：

命题 3：价格意识在算法价格歧视类型与公平感知之间存在调节作用, 并进一步影响连锁报复性行为。具体而言, 算法价格歧视对消费者公平感知和后续连锁报复性行为的影响会在低价格意识的消费者中减弱或消失。

算法可理解性, 是算法透明度的一部分, 是一种衡量算法规则可被理解程度的指标(Shin & Park, 2019), 能够影响消费者的信息利用方式和后续行为反应。当算法可理解性高时, 消费者在获取算法信息后, 能够理解不同人工智能算法之间存在差异, 这些信息能够被进一步加工并被消费者使用。在消费者比较不同算法定价平台时, 可以明确平台间定价方式的差异。此时, 这些可被理解的算法可以有效阻断溢出效应。也就是说, 消费者的算法同质性判断不存在(Longoni et al., 2023), 由先前算法价格歧视平台经历引发的不公平感和报复性行为, 不会泛化到消费者对其他平台的态度和行为中。因此作为一个重要的情境因素, 当平台增加算法的可理解性(比如清晰解释算法内容和特点), 可以有效减少消费者平台连锁报复性行为。

命题 4：算法可理解性在算法价格歧视引起的消费者公平感知和连锁报复性行为的关系中具有调节作用。算法可理解性高的算法价格歧视, 会减弱消费者由公平感知引发的连锁报复性行为。

3.2 研究 2: 消费者认知偏差在算法价格歧视与连锁报复性行为的交互作用机制研究

3.2.1 理论基础

有限理性理论由 Simon (1955)提出, 他认为人类的记忆、信息获取及计算能力是有限的, 不可能做到完全理性, 因而, 在做出决策时, 人类

不会追求“最优解”, 而是“满意解”, 即满足满意标准的决策。正是由于这一认知局限, 人们在判断与决策过程中容易受到各种认知偏差的影响, 从而导致判断的系统性不准确。其中, 一种常见的认知偏差形式为启发式, 即基于“经验法则”的心理捷径。Gigerenzer 等人(2000)认为, 启发式是一种高效的认知加工方式, 在适应环境的过程中, 依据有限信息和经验, 帮助人们作出更自动化的、快速的、高效的判断。

Tversky 和 Kahneman (1974)提出了人类在不确定条件下做出判断的三种启发式原则, 来解释人类判断和决策中的不理性现象和认知偏差过程。这三种启发式具体包括代表性启发式(根据事物间的相似程度判断它的归属)、锚定效应(过度依赖最初获得的信息)和可得性启发式(根据想到事物的难易程度判断它发生的概率)。

可得性启发式(Availability Heuristic) (即可得性偏差)指由于人类记忆中的信息的可提取性差异而造成的认知偏差。可得性指一段记忆在大脑中被提取的难易程度(Tulving & Pearlstone, 1966; Tversky & Kahneman, 1973)。可得性启发式作为一种认知捷径, 指人们会根据回想事件发生的难易程度来估计事件的可能性、频率或重要性(Kahneman, 2011; Murphy et al., 2026; Tversky & Kahneman, 1973)。比如, 当一件事的可获得性越高, 在感觉上, 人们会认为它越重要(Murphy et al., 2026)。

激活扩散理论为人们的记忆激活与提取机制提供了微观层面的解释。记忆信息以语义网络的形式存储于大脑之中, 当某一节点(如一段消费经历)被激活时, 其激活能量会沿神经通路扩散至与之关联的其他节点, 使得相关记忆在当前情境下变得更加容易被提取(Collins & Loftus, 1975; Roediger & McDermott, 1995)。然而, 记忆的激活并非是一个无差别的扩散过程。提取抑制模型进一步指出, 当某一记忆被反复提取时, 提取线索与该记忆之间的联结会被强化, 而与该线索存在竞争关系的其他记忆则会受到抑制, 其后续可提取性相应降低(Anderson et al., 1994)。激活扩散与提取抑制共同决定了哪些记忆在认知系统中具有更高的可提取性, 而可得性偏差则将这些记忆的提取优势转化为消费者主观判断中的权重优势, 也就形成了消费者的认知偏差。

此外, Kahneman 和 Tversky (1979)还提出了前景理论, 并证明了消费者在价格比较中天然具有损失厌恶(Loss Aversion)这一倾向。具体是指人们对损失的敏感程度超过了其对同等价值收益的敏感程度(Kahneman & Tversky, 2013; Tversky & Kahneman, 1991), 是一种对于损失和收益不对称的心理过程。也就是说, 同样价值的东西, 人们失去它时所带来的消极反应, 大于获得它时所带来的积极反应。许多研究验证了损失厌恶在人类决策和判断中的重要作用, 并进一步验证了更多基于损失厌恶形成的典型现象, 包括禀赋效应(由于损失厌恶, 人们对自己拥有的某件物品会存在估值上升) (Knetsch, 1989)与沉没成本谬误(由于损失厌恶, 人们过分看重自己先前的投入成本, 使得人们倾向于继续投入而非及时止损)等概念(Arkes & Blumer, 1985)。

在消费者决策的研究中, 大量研究证实了消费者的非理性决策行为。例如, 商家会夸大折扣前价格或使用奇数定价, 从而制造价格错觉, 提升消费者购买意愿(Blair & Landon, 1981; Gendall et al., 1997)。消费者在浏览大量评价时, 往往将评论数量和评分作为启发式线索做出购物决策(Liu, 2006)。此外, 消费者往往根据评分形成对于产品的初始认知, 并出于认知偏差中的确认偏差, 更加认同证实他们初始认知的后续评价(Yin et al., 2016)。也有研究者尝试改变消费者决策中的认知偏差, 例如, Lau 和 Coiera (2009)发现, 通过改进用户界面设计, 能够减轻消费者的“顺序效应”与“锚定效应”。

尽管有学者认为 AI 可以弥补人类在信息处理与计算能力上的不足, 使用户在有限理性下做出更满意的决策(Almutairi & Almatrodi, 2025), 甚至有学者提出, 鉴于 AI 处理海量信息的能力, 人们有机会突破有限理性寻求最优解(Shick et al., 2024), 但是在进行即时消费判断决策时, 消费者的认知偏差还是无法避免。

3.2.2　损失厌恶偏差与公平感知的交互作用对消费者连锁报复性行为的影响

损失厌恶揭示了一种人类对损失和收益敏感性不对称的感知偏差, 等量损失所带来的心理痛苦, 显著大于等量收益所带来的愉悦(Tversky & Kahneman, 1991)。这一现象在消费者行为研究中得到广泛应用。具体来看, Das 和 Dutta (2022)发

现，在以旧换新时，当实际售价不过度高于预期价格时，提供折扣能够显著提升消费者接受率，因为这让他们感觉挽回了部分损失。同样地，运费的数量折扣策略与满额减免策略通过减少运费损失提升了消费者的下单金额(Lewis, 2006)。此外，出于损失厌恶，比起“潜在收益”，当结果被表述为“潜在损失”时，消费者在涉及收益时更容易信任他人(Evans & van Beest, 2017)。而在算法价格歧视中，当通过社会比较发现自己支付了更高价格时(参考价格<自己价格)，这一“超额支付”被编码为确定性损失，其心理权重会远高于自己支付更低价格时(参考价格>自己价格)带来的收益，因此受到算法价格歧视的消费者(支付更多价钱)会产生强烈的负面情绪感受。

值得注意的是，损失厌恶并非一个适用于所有消费者的固定常数，而在个体层面存在系统性差异。Klapper 等人(2005)通过个体层面的参数估计发现，消费者对价格偏离参照点的反应存在显著的异质性，也就是每个消费者的损失厌恶水平不同，且这种异质性可部分由人口统计与心理统计变量所解释。例如，相比男性，女性在损失上表现出更强的敏感性(Schmidt & Traub, 2002)。另一个实地实验研究表明，约 20%的个体可被归类为“极端损失厌恶者”，而其余群体仅表现为轻度损失厌恶(Sproul & Michaud, 2017)。此外，损失厌恶的程度还受到不同国家文化的影响(Wang et al., 2017)。

这一异质性意味着，在价格歧视情境下，消费者的损失厌恶水平越高，他们对于金钱损失就越敏感，对同等幅度的超额支付会体验到更强烈的负性心理冲击，由此所引发的不公平感也会越强烈。正如 Zhou 和 Wu (2011)的研究所示，损失会增强人的不公平感知。进一步地，这种被放大的不公平感知使消费者更容易采取报复性行为(如投诉、负面口碑、平台转换)，并且更容易触发连锁报复性行为，引发行业信任危机。因此，损失厌恶作为一个重要的认知偏差，会强化消费者的不公平感知及其后续的连锁报复性行为。消费者在得知自己被算法价格歧视后，在相同的金钱损失下，损失厌恶水平高的消费者会倾向于产生更强烈的分配不公平感，因而产生更强的连锁报复性行为。基于此，本研究提出：

命题 5：在算法价格歧视下，损失厌恶水平高低会影响消费者的公平感知，进一步影响连锁报复性行为。具体而言，损失厌恶水平越高时，消费者的分配公平感知越低，进而导致更多的连锁报复性行为。

3.2.3 可得性偏差与公平感知交互作用对消费者连锁报复性行为的影响

基于可得性偏差这一认知捷径，人们根据回想记忆的难易程度来判断该事件发生的频率或可能性(Tversky & Kahneman, 1973)。记忆中的信息的提取难度受到多种条件影响，例如加工深度、事情本身的属性、存在的提取线索的数量、竞争记忆的数量等等(Cartwright & Kloos, 2025; Harrower & Schweinfurth, 2025; Tulving & Thomson, 1973; Anderson, 1974)。由于信息的显著性，人们倾向于关注巨大的和意想不到的事件，这也有助于增强事件信息的可提取性(Krause, 2006)。此外，与个人高度相关、具有情感冲击力且具有高生动性的事物也更容易被记住与提取(Kensinger, 2009; Paivio, 2013; Rogers et al., 1977)。

在消费者行为领域，可得性偏差的存在很大程度上影响消费者决策和判断。当产品出现故障时，更独特的品牌名称可以提高消费者产品回忆的可提取性，从而增加人们对产品故障频率的感知(Folkes, 1988)。面对面口碑传播也被证明比印刷形式的传播更具说服力，因为面对面经历更生动具体，从而提升了信息的可得性(Herr et al., 1991)。此外，个体会更倾向于在算法为主体的情境下依赖启发式进行公平判断(蒋路远 等，2022)。比如，在算法推荐系统情境下，消费者会依赖于可得性启发式进行冲动消费，因为推荐内容的生动性、近时间距离和高熟悉度可以显著增强消费者的记忆提取(Li et al., 2025)。

算法价格歧视情境具有两个增强可得性的关键特征。第一，高个人相关性；第二，高情绪唤醒度，尤其是负性情绪事件(Kensinger, 2009; Rogers et al., 1977)。算法价格歧视的经历本身对于消费者来讲是具有强烈负面情感影响的事件，与普通的消费体验相比，被“杀熟”或遭遇不公平定价的事件通常伴随着强烈的不公平感、愤怒与被剥削感(Hufnagel et al., 2022; Lastner et al., 2019)。因此，当消费者在其他平台面临相似的算法定价情境时，先前的价格歧视经历会通过可得性偏差被迅速唤起和提取。

在消费者连锁报复效应中, 可得性偏差一方面让消费者认为算法价格歧视是一件很重要的事情(重要性), 另一方面让消费者认为“价格歧视是经常发生的事” (可能性), 进而将不公平感知溢出至其他平台(即使是尚未使用过的平台), 认为它们也存在类似的歧视行为。当可得性偏差越强时(即算法价格歧视的记忆越可得时), 这种由算法价格歧视引发的不公平感(分配不公平、程序不公平、互动不公平)会更容易被提取, 进一步增强了消费者的连锁报复性行为。

因此, 可得性偏差在价格公平感知和连锁报复性行为中起到了催化作用: 不公平感知是启动消费者负面反应的必要条件, 而可得性偏差决定了这一负面反应在多大程度上会溢出至其他情境。当可得性偏差较强时(即消费者能够轻松回想起鲜活、具体的被歧视经历), 不公平感知与报复性行为溢出之间的正向关系会被强化; 反之, 当可得性偏差较弱时(如消费者对价格歧视的记忆模糊、抽象或缺乏情感卷入), 即使感受到一定程度的不公平, 消费者也可能将其视为孤立的偶然事件, 从而抑制了向其他平台的溢出倾向。由此, 本研究提出:

命题 6: 在算法价格歧视下, 可得性偏差会影响消费者公平感知引发的连锁报复性行为。具体而言, 当可得性偏差越强时, 消费者对算法价格歧视的公平感知就会更容易引发连锁报复性行为。

4　理论建构

本文基于公平理论(Fairness Theory)、有限理性(Bounded Rationality)和认知偏差(Cognitive Bias)等理论, 探讨在电子平台中, 消费者感知到的算法价格歧视、公平感知、连锁报复性行为之间的关系, 并充分考虑消费者价格意识差异以及算法可理解性的影响和调节作用机制(研究 1); 同时, 进一步揭示损失厌恶和可得性认知偏差(研究 2)在消费者连锁报复性行为过程中的作用机制。本研究融合管理学中的定价管理、经济学中的价格歧视、法学中的公平治理、心理学中的认知偏差以及计算机科学中的算法应用等多个研究领域, 从算法价格歧视引发的连锁报复效应视角出发, 构建较为系统的理论框架, 为相关领域研究提供新的理论视角。

首先, 本文系统建构了算法价格歧视的类型学框架, 为价格歧视理论的数字化演进提供了分类基础。区别于经典价格歧视理论(Varian, 1989)中的三级分类, 在算法赋能的数字市场中, 价格歧视的形态更加精细且动态。本文依据算法歧视程度(由低到高)将算法价格歧视划分为 4 种类型: 动态定价、消费者市场细分定价、个性化定价、个性化动态定价。该分类框架不仅为比较不同类型算法价格歧视对消费者心理与行为反应的差异化影响提供了理论基础, 也为传统价格歧视理论在数字化市场环境中的情境延伸提供了新的研究视角。

其次, 本文拓展了三维公平理论在消费者行为领域的应用。通过公平理论, 本文对消费者算法价格歧视感知进行多维度的、全面的机制考察。此外, 由于算法具有区别于人类的机械、黑箱等属性 (Burrell, 2016; Waytz et al., 2014), 公平理论不仅清晰刻画了不同类型算法价格歧视对消费者报复性行为的影响过程和心理机制, 还补充了消费者对算法公平感知的相关研究。在既有研究关于消费者算法厌恶(Dietvorst et al., 2015)、算法欣赏(Logg et al., 2019)、算法移情(Longoni et al., 2023)等消费者对算法作为决策主体的独特心理之外, 本研究补充了消费者算法偏见的一个新维度。

第三, 本研究延伸了消费者报复性行为的理论边界, 从“单一应激行为”转向“系统性防御”。本文不同于其他仅关注消费者报复性行为本身的研究(Grégoire & Fisher, 2008; Xia et al., 2004; Zourrig et al., 2009), 更重要的是, 本研究探索消费者报复性行为的跨平台和跨情境转移, 即连锁报复性行为。这一研究内容, 创新性地将消费者行为研究从“点对点”的应激反应视角, 拓展至“跨情境溢出”的系统信任视角。由于消费者反应的影响范围从单一平台扩展至更广泛的数字服务生态, 一旦公平原则被打破, 负面反应将进一步演化为消费者对算法系统信任的削弱及连锁行为后果, 这为理解数字生态中负面体验的传染性提供了新的理论基础。

第四, 本研究将“算法移情”理论从算法失败情境延伸至算法价格歧视情境, 验证了有限理性与认知偏差在消费者跨平台行为中的关键作用。这一理论延伸揭示了一个重要现象: 消费者决策并非基于对各平台算法差异的精确评估(完全理

性), 而是受到可得性偏差、损失厌恶等认知偏差的系统性影响(有限理性), 并通过对负面体验的放大、泛化与迁移形成连锁报复反应。本研究不仅填补了算法价格歧视研究中“非理性偏差”视角的空白, 也从决策心理学与行为经济学角度为理解消费者在数字消费情境中如何从局部负面体验发展为对算法系统整体的不信任提供了新的理论解释。

从现实层面, 首先, 为 AI 技术的应用边界提供科学建议。通过揭示算法价格歧视对消费者负面情绪与连锁报复性行为的触发机制, 本研究帮助计算机科学、市场营销与法学等领域的研究者及从业者更深入地理解消费者对算法定价的态度与行为反应, 从而为人工智能产品与服务的开发、部署与应用提供基于行为证据的边界约束建议。其次, 帮助指导企业优化算法定价与风险管理策略。对实施算法价格歧视的企业而言, 理解消费者心理与行为模式是设计有效定价策略的前提。本研究的发现提示企业：算法价格歧视的负面效应难以通过“个案补救”来遏制, 因为消费者的负面反应具有跨平台、跨情境的连锁报复倾向。因此, 企业应更加关注算法透明度、定价公平感知管理以及跨平台声誉风险的协同防范。此外, 为政策制定与行业规范提供科学依据。本研究的成果可为国家和行业层面针对算法价格歧视的监管政策提供实证支持, 从“单一规范”迈向“系统治理”。通过揭示算法价格歧视如何经由算法移情与认知偏差引发系统性的消费者负面反应, 本研究提示政策制定者：单纯的价格透明要求可能不足以解决问题, 需要从算法审计、公平性评估与跨平台协同治理等更系统的层面进行制度设计。最后, 回应 AI 伦理治理的深层社会关切。算法价格歧视所引发的不公平感知可能通过算法移情泛化至更广泛的数字消费场景和整个数字系统, 进而累积为对算法驱动型社会的系统性不信任。本研究有助于深入理解消费者面对 AI 算法的伦理心理机制, 为健全人工智能伦理规范与法律法规提供微观行为层面的证据支持。

5 未来研究展望

本研究聚焦于公平感知在算法价格歧视与消费者连锁报复性行为之间的中介机制, 并考察了价格意识与算法可理解性的边界作用。未来研究可从情境因素边界和消费者特质边界两个方向进一步拓展深化对连锁报复效应形成机制的理解。首先, 从情境因素层面, 价格差别幅度具有潜在的重要调节作用。根据韦伯−费希纳定律(Fechner, 1860), 物理量的变化与心理感知的变化之间存在对数关系。将该定律应用于算法价格歧视情境, 价格差别幅度(即消费者支付价格与参考价格之间的绝对差异)是影响公平感知的直接前因。Zhao (2021)的研究表明, 较大的价格差异会被感知为更大的不公平。此外, 鉴于在以往的溢出效应研究中, “相似度”或“同质性”常常被视为溢出发生的重要影响因素(Longoni et al., 2023; Roehm & Tybout, 2006), 未来研究可进一步检验平台相似程度是否在一定程度上影响消费者的连锁报复性行为效果。

其次, 从消费者特质来看, 消费者尽责性可能具备报复性行为溢出的缓冲作用。大五人格中的尽责性(Conscientiousness)表现为条理、谨慎、自律与可靠等特征(Goldberg, 1992)。高尽责性个体在决策中倾向于付出更多认知努力、关注细节并做出审慎判断(Barrick et al., 1993; Yeo & Neal, 2008)。据此可推测, 在面临算法价格歧视时, 高尽责性消费者更可能进行系统性信息搜寻与因果归因分析, 而非依赖直觉进行跨情境泛化。因此, 尽责性可能弱化消费者将单一平台的价格歧视经历转移至其他平台(连锁报复性行为)的倾向。未来研究也可以探索其他缓冲作用的因素, 比如消费者包容性、归因风格等, 是否能够缓解消费者从局部不公平体验发展为系统性算法不信任的倾向, 从而为数字平台信任治理提供更丰富的理论依据。

此外, 未来研究还可进一步关注连锁报复效应在数字治理层面的影响及其应对机制。鉴于消费者负面体验可能突破单一平台边界并扩散至更广泛的数字服务生态, 未来研究可进一步探讨跨平台协同治理、算法透明度建设、算法审计机制以及监管政策实施效果等议题, 考察不同治理措施在缓解算法不信任和降低连锁报复效应方面的作用。例如, 通过提升算法透明度来解决算法“黑箱”问题(Zhong, 2023), 或者通过对违规者施加惩罚的溢出效应来提升环境公平(Zhang et al., 2024)。相关研究不仅有助于深化算法治理领域的理论发展, 也能够为数字平台监管实践提供更具针对性的决策依据。

参考文献

焦海涛. (2025). 算法个性化定价的反垄断法立场与分析路径. *财经法学*, *5*, 50−65.

蒋路远, 曹李梅, 秦昕, 谭玲, 陈晨, 彭小斐. (2022). 人工智能决策的公平感知. *心理科学进展*, *30*(5), 1078−1092.

李超平, 时勘. (2003). 分配公平与程序公平对工作倦怠的影响. *心理学报*, *35*(5), 677−684.

李宗龙, 胡冬梅, 张堂正. (2016). 价格框架对不同认知闭合需要者在线动态价格的感知与购买意愿的影响. *心理与行为研究*, *14*(4), 537−543.

宋晓兵, 何夏楠. (2020). 人工智能定价对消费者价格公平感知的影响. *管理科学*, *33*(5), 3−16.

涂平, 刘俊. (2009). 价格公平感对消费者行为意向的影响. *营销科学学报*, *5*(4), 1−16.

吴燕, 周晓林. (2012). 公平加工的情境依赖性: 来自 ERP 的证据. *心理学报*, *44*(6), 797−806.

谢小云, 左玉涵, 胡琼晶. (2021). 数字化时代的人力资源管理: 基于人与技术交互的视角. *管理世界*, *37*(1), 200−216.

杨善林, 李霄剑, 张强, 焦建玲, 杨昌辉. (2023). 人工智能与管理变革. *中国管理科学*, *31*(6), 1−11.

张语嫣, 许丽颖, 喻丰, 丁晓军, 邬家骅, 赵靓. (2022). 算法拒绝的三维动机理论. *心理科学进展*, *30*(5), 1093−1105.

赵一骏, 许丽颖, 喻丰, 金旺龙. (2024). 感知不透明性增加职场中的算法厌恶. *心理学报*, *56*(4), 497−514.

郑捷. (2021). 算法推荐, 价格歧视与消费者隐私. *数据*, (12), 43−45.

周浩, 龙立荣, 王燕, 王忠军, 吴怡, 柯善玉. (2005). 分配公正、程序公正、互动公正影响效果的差异. *心理学报*, *37*(5), 687−693.

朱玥, 王永跃. (2014). 服务型领导对员工工作结果的影响: 亲社会动机的中介效应和互动公平的调节效应. *心理科学*, *37*(4), 968−972.

Affonso, F. M., Shiri, A., Aparicio, D., Xu, M., Wang, X., Janiszewski, C., & Bertini, M. (2025). Concealing prices: How delayed price disclosure influences consumer purchase decisions. *Journal of Consumer Research*, ucaf051. https://doi.org/10.1093/jcr/ucaf051

Allender, W. J., Liaukonyte, J., Nasser, S., & Richards, T. J. (2020). Price fairness and strategic obfuscation. *Marketing Science*, *40*(1), 122−146.

Almutairi, W., & Almatrodi, I. (2025). Trust under bounded rationality: Exploring human-AI interaction in decision-making through Large Language Models. *Sage Open*, *15*(4), 21582440251380135.

Anderson, J. R. (1974). Retrieval of propositional information from long-term memory. *Cognitive Psychology*, *6*(4), 451−474.

Anderson, M. C., Bjork, R. A., & Bjork, E. L. (1994). Remembering can cause forgetting: Retrieval dynamics in long-term memory. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, *20*(5), 1063−1087.

Arikan, E., Altinigne, N., Kuzgun, E., & Okan, M. (2023). May robots be held responsible for service failure and recovery? The role of robot service provider agents' human-likeness. *Journal of Retailing and Consumer Services*, *70*, 103175.

Arkes, H. R., & Blumer, C. (1985). The psychology of sunk cost. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, *35*(1), 124−140.

Bae, S., Kulcsár, B., & Gros, S. (2024). Personalized dynamic pricing policy for electric vehicles: Reinforcement learning approach. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, *161*, 104540.

Barrick, M. R., Mount, M. K., & Strauss, J. P. (1993). Conscientiousness and performance of sales representatives: Test of the mediating effects of goal setting. *Journal of Applied Psychology*, *78*(5), 715−722.

Blair, E. A., & Landon, E. L., Jr. (1981). The effects of reference prices in retail advertisements. *Journal of Marketing*, *45*(2), 61−69.

Blodgett, J. G., Hill, D. J., & Tax, S. S. (1997). The effects of distributive, procedural, and interactional justice on postcomplaint behavior. *Journal of Retailing*, *73*(2), 185−210.

Broniarczyk, S. M., & Alba, J. W. (1994). The importance of the brand in brand extension. *Journal of Marketing Research*, *31*(2), 214−228.

Burrell, J. (2016). How the machine 'thinks': Understanding opacity in machine learning algorithms. *Big Data & Society*, *3*(1), 1−12.

Cadario, R., Longoni, C., & Morewedge, C. K. (2021). Understanding, explaining, and utilizing medical artificial intelligence. *Nature Human Behaviour*, *5*(12), 1636−1642.

Cartwright, M., & Kloos, H. (2025). Craik & Lockhart: Levels of processing. In *Essays in Developmental Psychology* (Art. 41). NSUWorks.

Chen, N., Mohanty, S., Jiao, J., & Fan, X. (2021). To err is human: Tolerate humans instead of machines in service failure. *Journal of Retailing and Consumer Services*, *59*, 102363.

Chen, Q., Wang, Y., Gong, Y., & Liu, S. (2023). Ripping off regular consumers? The antecedents and consequences of consumers' perceptions of e-commerce platforms' digital power abuse. *Journal of Business Research*, *166*, 114123.

Chen, Z., Choe, C., & Matsushima, N. (2020). Competitive personalized pricing. *Management Science*, *66*(9), 4003−4023.

Cheng, L. (2023). Effects of service robots' anthropomorphism on consumers' attribution toward and forgiveness of service failure. *Journal of Consumer Behaviour*, *22*(1), 67−81.

Choi, S., & Mattila, A. S. (2009). Perceived fairness of price differences across channels: The moderating role of price frame and norm perceptions. *Journal of Marketing Theory and Practice*, *17*(1), 37−48.

Choi, S., Song, M., & Jing, L. (2023). Let your algorithm shine: The impact of algorithmic cues on consumer perceptions of price discrimination. *Tourism Management*,

99, 104792.

Chung, J. Y., & Petrick, J. F. (2013). Price fairness of airline ancillary fees: An attributional approach. *Journal of Travel Research*, *52*(2), 168−181.

Cohen, M. C., Elmachtoub, A. N., & Lei, X. (2022). Price discrimination with fairness constraints. *Management Science*, *68*(12), 8536−8552.

Collins, A. M., & Loftus, E. F. (1975). A spreading-activation theory of semantic processing. *Psychological Review*, *82*(6), 407−428.

Darke, P. R., Ashworth, L., & Main, K. J. (2010). Great expectations and broken promises: Misleading claims, product failure, expectancy disconfirmation and consumer distrust. *Journal of the Academy of Marketing Science*, *38*(3), 347−362.

Darke, P. R., & Dahl, D. W. (2003). Fairness and discounts: The subjective value of a bargain. *Journal of Consumer Psychology*, *13*(3), 328−338.

Darke, P. R., & Ritchie, R. J. (2007). The defensive consumer: Advertising deception, defensive processing, and distrust. *Journal of Marketing Research*, *44*(1), 114−127.

Das, D., & Dutta, P. (2022). Product return management through promotional offers: The role of consumers' loss aversion. *International Journal of Production Economics*, *251*, 108520.

Dietvorst, B. J., & Bharti, S. (2020). People reject algorithms in uncertain decision domains because they have diminishing sensitivity to forecasting error. *Psychological Science*, *31*(10), 1302−1314.

Dietvorst, B. J., Simmons, J. P., & Massey, C. (2015). Algorithm aversion: People erroneously avoid algorithms after seeing them err. *Journal of Experimental Psychology: General*, *144*(1), 114−126.

Dietvorst, B. J., Simmons, J. P., & Massey, C. (2018). Overcoming algorithm aversion: People will use imperfect algorithms if they can (even slightly) modify them. *Management Science*, *64*(3), 1155−1170.

Elmaghraby, W., & Keskinocak, P. (2003). Dynamic pricing in the presence of inventory considerations: Research overview, current practices, and future directions. *Management Science*, *49*(10), 1287−1309.

Evans, A. M., & van Beest, I. (2017). Gain-loss framing effects in dilemmas of trust and reciprocity. *Journal of Experimental Social Psychology*, *73*, 151−163.

Fechner, G. T. (1860). *Elemente der psychophysik* (Vol. 2). Breitkopf u. Härtel.

Ferguson, J. L., Ellen, P. S., & Bearden, W. O. (2014). Procedural and distributive fairness: Determinants of overall price fairness. *Journal of Business Ethics*, *121*(2), 217−231.

Folkes, V. S. (1988). The availability heuristic and perceived risk. *Journal of Consumer Research*, *15*(1), 13−23.

Garbarino, E., & Maxwell, S. (2010). Consumer response to norm-breaking pricing events in e-commerce. *Journal of Business Research*, *63*(9−10), 1066−1072.

Garvey, A. M., Kim, T., & Duhachek, A. (2023). Bad news? Send an AI. Good news? Send a human. *Journal of Marketing*, *87*(1), 10−25.

Gelbrich, K. (2011). I have paid less than you! The emotional and behavioral consequences of advantaged price inequality. *Journal of Retailing*, *87*(2), 207−224.

Gendall, P., Holdershaw, J., & Garland, R. (1997). The effect of odd pricing on demand. *European Journal of Marketing*, *31*(11-12), 799−813.

Gigerenzer, G., Todd, P. M., & ABC Research Group. (2000). *Simple heuristics that make us smart*. Oxford University Press.

Goldberg, L. R. (1992). The development of markers for the Big-Five factor structure. *Psychological Assessment*, *4*(1), 26−42.

Grégoire, Y., & Fisher, R. J. (2008). Customer betrayal and retaliation: When your best customers become your worst enemies. *Journal of the Academy of Marketing Science*, *36*(2), 247−261.

Grewal, D., Hardesty, D. M., & Iyer, G. R. (2004). The effects of buyer identification and purchase timing on consumers' perceptions of trust, price fairness, and repurchase intentions. *Journal of Interactive Marketing*, *18*(4), 87−100.

Gunadi, M. P., & Evangelidis, I. (2022). The impact of historical price information on purchase deferral. *Journal of Marketing Research*, *59*(3), 623−640.

Hannak, A., Soeller, G., Lazer, D., Mislove, A., & Wilson, C. (2014). Measuring price discrimination and steering on e-commerce web sites. In *Proceedings of the 2014 Conference on Internet Measurement Conference* (pp. 305−318). ACM.

Harrower, S., & Schweinfurth, M. K. (2025). Does distinctiveness enhance memory for cooperative events in Norway rats? *Animal Behaviour*, *230*, 123399.

Haws, K. L., & Bearden, W. O. (2006). Dynamic pricing and consumer fairness perceptions. *Journal of Consumer Research*, *33*(3), 304−311.

Herr, P. M., Kardes, F. R., & Kim, J. (1991). Effects of word-of-mouth and product-attribute information on persuasion: An accessibility-diagnosticity perspective. *Journal of Consumer Research*, *17*(4), 454−462.

Highhouse, S. (2008). Stubborn reliance on intuition and subjectivity in employee selection. *Industrial and Organizational Psychology*, *1*(3), 333−342.

Hinterhuber, A. (2004). Towards value-based pricing—An integrative framework for decision making. *Industrial Marketing Management*, *33*(8), 765−778.

Huang, J. H., Chang, C. T., & Chen, C. Y. H. (2005). Perceived fairness of pricing on the internet. *Journal of Economic Psychology*, *26*(3), 343−361.

Hufnagel, G., Schwaiger, M., & Weritz, L. (2022). Seeking the perfect price: Consumer responses to personalized price discrimination in e-commerce. *Journal of Business Research*, *143*, 346−365.

Kahneman, D. (2011). *Thinking, fast and slow*. Macmillan.

Kahneman, D., & Tversky, A. (1979). On the interpretation of intuitive probability: A reply to Jonathan Cohen. *Cognition*, *7*(4), 409−411.

Kahneman, D., & Tversky, A. (2013). Prospect theory: An analysis of decision under risk. In L. C. MacLean & W. T. Ziemba (Eds.), *Handbook of the fundamentals of financial decision making: Part I* (pp. 99−127). World Scientific.

Keller, A., Vogelsang, M., & Totzek, D. (2022). How displaying price discounts can mitigate negative customer reactions to dynamic pricing. *Journal of Business Research*, *148*, 277−291.

Kensinger, E. A. (2009). Remembering the details: Effects of emotion. *Emotion Review*, *1*(2), 99−113.

Klapper, D., Ebling, C., & Temme, J. (2005). Another look at loss aversion in brand choice data: Can we characterize the loss averse consumer? *International Journal of Research in Marketing*, *22*(3), 239−254.

Klostermann, J., Hinze, T. K., Völckner, F., Kupfer, A. K., & Schwerdtfeger, R. (2024). Avengers, assemble! A network-based contingency analysis of spillover effects in multi-brand alliances. *Journal of the Academy of Marketing Science*, *52*(2), 449−469.

Knetsch, J. L. (1989). The endowment effect and evidence of nonreversible indifference curves. *The American Economic Review*, *79*(5), 1277−1284.

Krämer, A., Friesen, M., & Shelton, T. (2018). Are airline passengers ready for personalized dynamic pricing? A study of German consumers. *Journal of Revenue and Pricing Management*, *17*(2), 115−120.

Krause, G. A. (2006). Beyond the norm: Cognitive biases and the behavioral underpinnings of US federal agency macroeconomic forecasts. *Rationality and Society*, *18*(2), 157−191.

Kumari J, A., & Gotmare, P. R. (2021). Impact of consumer behavior pertaining to personalization of price in an e-commerce context. *Eurasian Journal of Business and Economics*, *14*(28), 107−123.

Lastner, M. M., Fennell, P., Folse, J. A. G., Rice, D. H., & Porter, M., III. (2019). I guess that is fair: How the efforts of other customers influence buyer price fairness perceptions. *Psychology & Marketing*, *36*(7), 700−715.

Lau, A. Y., & Coiera, E. W. (2009). Can cognitive biases during consumer health information searches be reduced to improve decision making? *Journal of the American Medical Informatics Association*, *16*(1), 54−65.

Lee, G., & Lee, W. J. (2009). Psychological reactance to online recommendation services. *Information & Management*, *46*(8), 448−452.

Lewis, M. (2006). The effect of shipping fees on customer acquisition, customer retention, and purchase quantities. *Journal of Retailing*, *82*(1), 13−23.

Li, K. J., & Jain, S. (2016). Behavior-based pricing: An analysis of the impact of peer-induced fairness. *Management Science*, *62*(9), 2705−2721.

Li, W. J., Wang, Y. J., & Liu, Z. Y. (2023). Algorithmic price discrimination and negative word-of-mouth: The chain mediating role of deliberate attribution and negative emotion. *Journal of the Korea Society of Computer and Information*, *28*(10), 229−239.

Li, X., & Li, K. J. (2022). Beating the algorithm: Consumer manipulation, personalized pricing, and big data management. *Manufacturing & Service Operations Management*, *25*(1), 36−49.

Li, X., Wang, X., & Nault, B. R. (2024). Is personalized pricing profitable when firms can differentiate? *Management Science*, *70*(7), 4184−4199.

Li, X., Zhou, T., Hu, C., & Liu, H. (2025). Availability bias in AI recommenders: Impacts on impulse buying. *Journal of Computer Information Systems*. Advance online publication. https://doi.org/10.1080/08874417.2025.2547173

Lichtenstein, D. R., Ridgway, N. M., & Netemeyer, R. G. (1993). Price perceptions and consumer shopping behavior: A field study. *Journal of Marketing Research*, *30*(2), 234−245.

Lii, Y. S., & Sy, E. (2009). Internet differential pricing: Effects on consumer price perception, emotions, and behavioral responses. *Computers in Human Behavior*, *25*(3), 770−777.

Liu, W. (2026). Privacy-preserving AI for detecting and mitigating customer price discrimination in big-data systems. *Journal of Computer, Signal, and System Research, 3*(2), 37−46.

Liu, Y. (2006). Word of mouth for movies: Its dynamics and impact on box office revenue. *Journal of Marketing*, *70*(3), 74−89.

Liu, Y., & Sun, X. (2024). Towards more legitimate algorithms: A model of algorithmic ethical perception, legitimacy, and continuous usage intentions of e-commerce platforms. *Computers in Human Behavior*, *150*, 108006.

Logg, J. M., Minson, J. A., & Moore, D. A. (2019). Algorithm appreciation: People prefer algorithmic to human judgment. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, *151*, 90−103.

Longoni, C., Bonezzi, A., & Morewedge, C. K. (2019). Resistance to medical artificial intelligence. *Journal of Consumer Research*, *46*(4), 629−650.

Longoni, C., Cian, L., & Kyung, E. J. (2023). Algorithmic transference: People overgeneralize failures of AI in the government. *Journal of Marketing Research*, *60*(1), 170−188.

Malc, D., Mumel, D., & Pisnik, A. (2016). Exploring price fairness perceptions and their influence on consumer behavior. *Journal of Business Research*, *69*(9), 3693−3697.

Matsushima, N., Mizuno, T., & Pan, C. (2023). Personalized pricing with heterogeneous mismatch costs. *Southern Economic Journal*, *90*(2), 369−388.

Mik, E. (2024). The algorithmic exploitation of consumers. In L. A. DiMatteo, C. Poncibò, & G. Howells (Eds.), *The Cambridge handbook of AI and consumer law: Comparative perspectives* (pp. 175−192). Cambridge

University Press.
Murphy, D. H., Stefanidi, A., & Brewer, G. A. (2026). Memory accessibility as a cue for perceived importance. *Memory & Cognition*, *54*(2), 639−564.
Neubert, M. (2022). A systematic literature review of dynamic pricing strategies. *International Business Research*, *15*(4), 1−17.
Niszczota, P., & Kaszás, D. (2020). Robo-investment aversion. *PLoS One*, *15*(9), e0239277.
Paivio, A. (2013). *Imagery and verbal processes*. Psychology Press.
Pavone, G., Meyer-Waarden, L., & Munzel, A. (2023). Rage against the machine: Experimental insights into customers' negative emotional responses, attributions of responsibility, and coping strategies in artificial intelligence−based service failures. *Journal of Interactive Marketing*, *58*(1), 52−71.
Peng, X., Peng, X., & Xu, D. J. (2023). Why users accept discriminatory pricing: The roles of AI agent's presence and explanation. In *Proceedings of the International Conference on Information Systems (ICIS 2023)*. Association for Information Systems.
Pigou, A. (2017). *The economics of welfare*. Routledge.
Png, I. (2022). *Managerial economics* (6th ed.). Routledge.
Priester, A., Robbert, T., & Roth, S. (2020). A special price just for you: Effects of personalized dynamic pricing on consumer fairness perceptions. *Journal of Revenue and Pricing Management*, *19*(2), 99−112.
Qiang, H. Z. (2023). The relationship between service remediation, perceived fairness, customer satisfaction, and repurchase intention: A case study of online stores in the Yangtze River Delta Region of China. *International Journal of Science and Business*, *27*(1), 1−15.
Roediger, H. L., & McDermott, K. B. (1995). Creating false memories: Remembering words not presented in lists. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, *21*(4), 803−814.
Roehm, M. L., & Tybout, A. M. (2006). When will a brand scandal spill over, and how should competitors respond? *Journal of Marketing Research*, *43*(3), 366−373.
Rogers, T. B., Kuiper, N. A., & Kirker, W. S. (1977). Self-reference and the encoding of personal information. *Journal of Personality and Social Psychology*, *35*(9), 677−688.
Schmidt, U., & Traub, S. (2002). An experimental test of loss aversion. *Journal of Risk and Uncertainty*, *25*(3), 233−249.
Seele, P., Dierksmeier, C., Hofstetter, R., & Schultz, M. D. (2021). Mapping the ethicality of algorithmic pricing: A review of dynamic and personalized pricing. *Journal of Business Ethics*, *170*(4), 697−719.
Shick, M., Johnson, N., & Fan, Y. (2024). Artificial intelligence and the end of bounded rationality: A new era in organizational decision making. *Development and Learning in Organizations: An International Journal*, *38*(4), 1−3.
Shin, D., & Park, Y. J. (2019). Role of fairness, accountability, and transparency in algorithmic affordance. *Computers in Human Behavior*, *98*, 277−284.
Simon, H. A. (1955). A behavioral model of rational choice. *The Quarterly Journal of Economics, 69*(1), 99−118.
Simonin, B. L., & Ruth, J. A. (1998). Is a company known by the company it keeps? Assessing the spillover effects of brand alliances on consumer brand attitudes. *Journal of Marketing Research*, *35*(1), 30−42.
Skarlicki, D. P., & Folger, R. (1997). Retaliation in the workplace: The roles of distributive, procedural, and interactional justice. *Journal of Applied Psychology*, *82*(3), 434−443.
Sproul, T., & Michaud, C. P. (2017). Heterogeneity in loss aversion: Evidence from field elicitations. *Agricultural Finance Review*, *77*(1), 196−216.
Tulving, E., & Pearlstone, Z. (1966). Availability versus accessibility of information in memory for words. *Journal of Verbal Learning and Verbal Behavior*, *5*(4), 381−391.
Tulving, E., & Thomson, D. M. (1973). Encoding specificity and retrieval processes in episodic memory. *Psychological Review*, *80*(5), 352−373.
Tversky, A., & Kahneman, D. (1973). Availability: A heuristic for judging frequency and probability. *Cognitive Psychology*, *5*(2), 207−232.
Tversky, A., & Kahneman, D. (1974). Judgment under uncertainty: Heuristics and biases. *Science*, *185*(4157), 1124−1131.
Tversky, A., & Kahneman, D. (1991). Loss aversion in riskless choice: A reference-dependent model. *The Quarterly Journal of Economics*, *106*(4), 1039−1061.
Varian, H. R. (1989). Price discrimination. In R. Schmalensee & R. D. Willig (Eds.), *Handbook of industrial organization* (Vol. 1, pp. 597−654). Elsevier.
Victor, V., Fekete-Farkas, M., & Lakner, Z. (2019). Consumer attitude and reaction towards personalised pricing in the e-commerce sector. *GATR Journal of Management and Marketing Review*, *4*(2), 140−148.
Wang, J., Zhou, Z., Cao, S., Liu, L., Ren, J., & Morrison, A. M. (2025). Who sets prices better? The impact of pricing agents on consumer negative word-of-mouth when applying price discrimination. *Tourism Management*, *106*, 105003.
Wang, M., Rieger, M. O., & Hens, T. (2017). The impact of culture on loss aversion. *Journal of Behavioral Decision Making*, *30*(2), 270−281.
Wang, Y., & Krishna, A. (2012). Enticing for me but unfair to her: Can targeted pricing evoke socially conscious behavior? Journal of Consumer Psychology, 22(3), 433−442.
Waytz, A., Heafner, J., & Epley, N. (2014). The mind in the machine: Anthropomorphism increases trust in an autonomous vehicle. *Journal of Experimental Social Psychology*, *52*, 113−117.
Weisstein, F. L., Monroe, K. B., & Kukar-Kinney, M. (2013). Effects of price framing on consumers' perceptions of

online dynamic pricing practices. *Journal of the Academy of Marketing Science*, *41*(5), 501−514.

Wu, C. C., Liu, Y. F., Chen, Y. J., & Wang, C. J. (2012). Consumer responses to price discrimination: Discriminating bases, inequality status, and information disclosure timing influences. *Journal of Business Research*, *65*(1), 106−116.

Xia, L., Monroe, K. B., & Cox, J. L. (2004). The price is unfair! A conceptual framework of price fairness perceptions. *Journal of Marketing*, *68*(4), 1−15.

Yeo, G., & Neal, A. (2008). Subjective cognitive effort: A model of states, traits, and time. *Journal of Applied Psychology*, *93*(3), 617−631.

Yin, D., Mitra, S., & Zhang, H. (2016). Research note—When do consumers value positive vs. negative reviews? An empirical investigation of confirmation bias in online word of mouth. *Information Systems Research*, *27*(1), 131−144.

Ying, T., Zhou, B., Ye, S., Ma, S. D., & Tan, X. (2024). Oops, the price changed! Examining tourists' attribution patterns and blame towards pricing dynamics. *Tourism Management*, *103*, 104890.

Zhang, X., & Cheng, X. (2024, May 11−16). *I lose vs. I earn: Consumer perceived price fairness toward algorithmic (vs. human) price discrimination* [Paper presentation]. CHI Conference on Human Factors in Computing Systems, Honolulu, HI, United States.

Zhang, X., Wang, Z., Duan, K., Wang, L., & Wang, P. (2024). What is the spillover effect of punishments on App Store? A mechanism research from Apple App Store. *IEEE Transactions on Engineering Management*, *71*, 8103−8115.

Zhao, Y. (2021). *Dynamic pricing for hedonic and utilitarian purchases: The impact of magnitude of price difference and price level on perceived price fairness* [Unpublished master's thesis]. Zürcher Hochschule für Angewandte Wissenschaften. ZHAW Digitalcollection.

Zhong, X. (2023). From algorithmic "black box" to algorithmic transparency: A dualistic law governance model based on "hard law-soft law". *Chinese Journal of Maritime Law*, *34*, 53−62.

Zhou, X., & Wu, Y. (2011). Sharing losses and sharing gains: Increased demand for fairness under adversity. *Journal of Experimental Social Psychology*, *47*(3), 582−588.

Zourrig, H., Chebat, J. C., & Toffoli, R. (2009). Consumer revenge behavior: A cross-cultural perspective. *Journal of Business Research, 62*(10), 995−1001.

The cascading retaliation effect of algorithmic price discrimination

NIU Xiaoxiao[1], REN Qianyu[2], QIAO Shuchen[1]

([1] *College of Business, Shenzhen University, Shenzhen* 518055, *China*)

([2] *School of Humanities and Social Science, Chinese University of Hong Kong-Shenzhen, Shenzhen* 518100, *China*)

Abstract: E-commerce platforms increasingly use algorithms to predict consumers' willingness to pay and implement price discrimination. While existing research has confirmed that this practice can trigger consumer retaliation against the platform itself, it remains largely unexplored whether such retaliation can spill over, leading to chained retaliation across different platforms and contexts. Drawing on three-dimensional fairness theory and the consumer algorithmic bias perspective, this paper first investigates how various types of algorithmic price discrimination trigger chained retaliation beyond a single platform and examines its boundary conditions. Second, building on bounded rationality and cognitive bias theories, we further reveal how classic cognitive biases—such as loss aversion and availability heuristics—interact with fairness perceptions to jointly drive consumers' chained retaliation. This research extends the literature by reconceptualizing consumer retaliation not merely as a single-platform response, but as a cascading retaliation effect that spans platforms and contexts. Furthermore, it reveals the systemic consequences of algorithmic price discrimination across digital service ecosystems through the lens of algorithmic trust. By uncovering this cascading effect, the study deepens the understanding of consumer behavior in the algorithmic era. The findings also offer theoretical insights and practical guidance for firms aiming to enhance algorithm governance, as well as for policymakers and regulators seeking to mitigate algorithm-associated risks within the digital ecosystem.

Keywords: consumer behavior, algorithmic price discrimination, psychological mechanism, cognitive bias, spillover effect