

社会评价信号影响下电商商家行为研究

卢忆

上海理工大学管理学院, 上海

收稿日期: 2026年5月15日; 录用日期: 2026年6月1日; 发布日期: 2026年10月29日

摘要

在数字消费快速发展的背景下, 在线评论已成为电子商务平台中影响消费者购买决策的重要信息来源。消费者消费选择受服务价值、等待成本与评论信息共同作用。文章将订单履约过程抽象为M/M/1排队系统, 刻画评论操纵对消费者购买概率和商家利润的影响机制。结果显示: 评论操纵能提升服务质量预期与消费者购买概率; 消费者对评论越依赖, 商家操纵动机越强。但同时平台需要提高评论识别概率和违规处罚力度, 以免商家通过操纵评论来争夺需求。研究有助于揭示电子商务平台中评论信号的经济后果, 并为平台治理和市场监管提供理论参考。

关键词

电子商务, 在线评论, 评论操纵, 排队系统

Research on E-Commerce Merchants' Behaviors under the Influence of Social Evaluation Signals

Yi Lu

Business School, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai

Received: May 15, 2026; accepted: June 1, 2026; published: October 29, 2026

Abstract

In the context of the rapid development of digital consumption, online reviews have emerged as a crucial information signal affecting consumers' purchase decisions on e-commerce platforms. Consumer choice is jointly determined by service value, waiting costs, and review information. To examine the economic effects of review manipulation, this study models the order fulfillment process as an M/M/1 queueing system and analyzes how manipulated reviews influence consumers' purchase probability and merchants' profits. The results indicate that review manipulation increases consumers' expected

service quality and, in turn, raises their likelihood of purchase. Furthermore, the greater consumers' reliance on online reviews, the stronger the incentive for merchants to engage in review manipulation. These findings also imply that platforms should enhance the detection probability of manipulated reviews and impose stricter penalties on fraudulent behavior, so as to curb merchants' incentives to capture demand through review distortion. This study contributes to a better understanding of the economic consequences of review signals in e-commerce platforms and offers theoretical implications for platform governance and regulatory policy.

Keywords

Electronic Commerce, Online Review, Review Manipulation, Queueing System

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

在数字平台环境下, 在线评论已经成为消费者识别商家质量、降低信息不对称和辅助决策的重要依据。根据信号传递理论, 市场中的一方会通过某些可被观察的外显信息向另一方传递其内在质量, 而在线评分、评论数量、评论内容和情感倾向等正构成了电商商家最重要的社会评价信号之一。Spence [1] 最早系统提出信号传递理论, 指出在信息不完全条件下, 外部信号能够显著影响交易双方判断。这一理论为在线评论研究奠定了重要基础。李秋香等 [2] 表明供应链信号传递能缓解信息不对称、提升供应链效率, 但现有研究在作用效果、信号真伪、传递有效性上存在明显争议。Luca 和 Michael [3] 以 Yelp 平台为研究场景, 实证检验在线评论、商家声誉对餐饮企业营收的实际影响。平台评分的提升会显著增加商户收入, 线上口碑评分能够直接左右线下服务企业的经营绩效与市场竞争力。

服务运营管理研究长期关注消费者在排队系统中的加入行为。Naor [4] 提出可观测排队模型, 指出消费者是否进入系统取决于其对服务收益与等待成本的权衡。Edelson 和 Hilderbrand [5] 进一步讨论了排队收费与消费者均衡行为, 说明价格机制与等待成本会共同影响加入决策。Hassin 和 Haviv [6] 则系统总结了排队行为研究, 强调消费者在队列中的决策本质上是一个基于不完全信息和个体理性的博弈问题。姜涛等 [7] 研究体验服务模式下常规消费者的均衡进队策略与服务商最优定价, 发现损失规避会抑制入队并降低定价与收益, 且服务能力与消费者规模决定是否应提供体验服务。

随着社交网络的发展和在线评论系统逐步成熟, 企业愈发意识到口碑带来的价值。评论操纵通常是指商家通过虚假好评、刷单炒信、压制差评等方式, 改变平台中可见评价结构, 从而影响消费者认知和平台流量分配。王志宏 [8] 表明口碑操纵并非完全负面, 在成本与程度可控时会激励供应商提升真实产品质量, 让消费者做出更合适的购买决策。Ott [9] 通过文本语言特征与表达风格差异, 区分真实用户评论与刻意编造的虚假主观评价。研究证实, 虚假评论在措辞、情感表述与叙事逻辑上存在系统性偏差, 为线上虚假口碑检测与治理提供了文本挖掘方法支撑。Pkegvn 等 [10] 分析了正面评论和负面评论对消费者感知影响的差异性, 从不同效度考虑了在线评论与消费者感知质量的相互作用, 并分析了该作用下双寡头零售商的定价策略。

针对评论操纵问题, 学术界在识别技术和平台治理方面进行了大量研究。Jindal 等 [11] 较早从文本分析角度识别垃圾评论, 指出虚假评论通常在语言风格、重复表达和情绪强度上表现出异常特征。Ott [9] 等构建了虚假酒店评论数据集, 并验证了机器学习方法在欺骗性评论识别中的有效性。Mukherjee 等 [12] 则

从行为模式、时间分布和账号关联等维度识别群体式评论操纵,说明虚假评论往往具有组织化和网络化特征。这些研究为平台治理提供了技术支持。Mayzlin [13]指出,即便存在企业刻意造势,在线口碑仍具备信息价值,且这种宣传性评论有时反而可能提升消费者福利。Dellarocas 和 Chrysanthos [14]指出,可以通过开发降低操纵单位成本的技术,并鼓励诚实消费者参与,来减少网络操纵的社会成本。

综上所述,现有研究已经从不同角度揭示了在线评论的重要作用。在线评论作为社会评价信号,能够缓解信息不对称并显著影响消费者决策;同时,在高收益诱导下,评论操纵成为电商商家的一种策略性行为。最后,平台识别和监管处罚是抑制评论操纵的重要机制。现有关于评论操纵的研究虽揭示了竞争和收益的重要作用,但较少结合消费者加入行为、服务能力约束和平台惩罚机制进行系统建模。治理研究更多停留在识别技术和制度设计层面,对商家最优操纵决策的微观逻辑刻画不够深入。因此,本文将围绕社会评价信号影响下电商商家评论操纵行为展开研究。它不仅有助于深化对在线评论经济后果的理解,也能够为平台治理、市场监管和服务运营优化提供更具针对性的理论支持。

2. 模型描述

1) 考虑一个电子商务平台上的单一商家,其销售某类标准化商品。潜在消费者到达商品页面的过程服从参数为 Λ 的泊松过程,即单位时间内潜在消费者的平均到达率为 $\Lambda > 0$ 。消费者在浏览商品信息后,需要结合商品价格、平台展示的评论信号以及对履约等待时间的预期来决定是否下单购买。设每位潜在消费者以概率 $q \in [0,1]$ 选择购买。

2) 为了刻画电商履约过程中的拥挤效应,本文将商家订单处理、发货响应或售后服务能力抽象为一个 M/M/1 随机服务系统,服务时间间隔服从参数为 μ 的指数分布,服务能力满足 $\mu > 0$ 。假设满足系统稳定条件 $\lambda < \mu$, 其中 $\lambda = \Lambda q$ 。

3) 假设消费者是风险中性的,在进入系统前仅根据预期净效用决定是否加入,不同消费者对服务的基础评价存在差异。平台上的真实评价均值来源于历史消费者的实际服务体验,且同时受到服务价值和等待时间的影响。设真实评价均值为 $\bar{r}$ 。

4) 电商商家可以通过刷好评、优化展示等方式对外部可见评价进行正向操纵。设操纵强度为 $m \geq 0$, 则消费者观察到的评价信号为 $s = \bar{r} + m$ 。商家实施评论操纵需要付出资源成本,并承担被平台、监管者或消费者识破后的预期惩罚。操纵强度越高,边际成本越大;同时,识破风险和处罚会随操纵程度增加而上升。商家是理性的,并在预见消费者加入行为后选择评论操纵强度 m 以最大化利润。

5) 消费者只能观察到平台显示的评价信号 s , 不能直接识别真实评价 $\bar{r}$ 与操纵强度 m 的分解,也不能完全准确预知当期系统实际等待时间,只能依据均衡条件形成理性预期。

3. 建立模型

3.1. 基本排队系统

为了分析评论操纵对消费者决策和商家收益的影响,本文构建一个基于 M/M/1 排队系统的服务市场模型。潜在消费者的到达过程服从到达率为 Λ 的泊松分布。但并非所有消费者都会真正进入系统。消费者在观察到商品价格、预期等待时间以及平台展示的评论信息后,以概率 $q \in [0,1]$ 选择加入系统,因此系统的实际有效到达率为

$$\lambda = \Lambda q \quad (1)$$

在 M/M/1 排队结构下,只要系统满足稳定条件 $\lambda < \mu$, 消费者的平均等待时间可以写为

$$W(\lambda) = \frac{1}{\mu - \lambda} \quad (2)$$

本文假设消费者的效用由三部分决定：一是购买商品或服务本身带来的基础价值；二是等待所产生的时间成本；三是消费者对评论信息的感知收益。设消费者从服务中获得的基础价值为 V ，支付价格为 P ，单位时间等待成本为 $c > 0$ 。此外，消费者会根据社会评价信号形成对服务质量的额外认知收益。设消费者观察到的评价信号为 s ，口碑效应强度为 $\alpha > 0$ ，则消费者的效用函数可表示为

$$U = V - P - cW(\lambda) + \alpha s \quad (3)$$

其中， $cW(\lambda)$ 表示等待带来的时间成本； αs 表示社会评价信号对消费者决策的正向影响。

在此基础上，本文将消费者实际观察到的评论信号分为两部分：一部分是由商品真实质量和服务体验共同形成的真实社会评价，另一部分是商家额外施加的评论操纵强度。社会评价源于历史消费者的实际体验，因此应依赖于系统等待和服务质量。服务价值越高，消费者评价越正面；等待时间越长，消费者评价越负面。设真实评价均值为

$$\bar{r} = \beta_0 + \beta_1 V - \beta_2 W(\lambda) \quad (4)$$

其中， $\beta_1, \beta_2 > 0$ ， β_0 表示基础评价水平， β_1 表示服务价值提升评价的强度， β_2 表示等待时间拉低评价的强度。同时，商家可通过刷好评、隐藏差评等手段提升平台上的显示信号。商家选择操纵强度 $m > 0$ ，则消费者观察到的社会评价信号为

$$s = \bar{r} + m \quad (5)$$

因此，消费者实际决策依据的信号并非真实口碑 $\bar{r}$ ，而是被操纵后的口碑 s 。评论操纵并非无成本。商家需要支付直接操纵成本，同时面临被平台或消费者识破后的处罚风险。设商家的单位消费者利润为

$$\pi_0 = P - k \quad (6)$$

其中， k 为服务边际成本，则商家的利润函数为

$$\Pi(m) = \pi_0 \lambda - C(m) - D(m) \quad (7)$$

其中， $C(m)$ 为操纵成本函数是凸函数 $C(m) = \gamma m^2 / 2$ ， $\gamma > 0$ 。 $D(m)$ 是识破风险带来的预期损失函数， $D(m) = \delta m^2 / 2$ ， $\delta > 0$ 。

3.2. 消费者均衡加入概率

由前述设定，可得

定理 1 对于给定参数，若 $(1 + \alpha\beta_1)V - P + \alpha\beta_0 + \alpha m > 0$ 且 $\mu > \Lambda$ ，则存在唯一的均衡加入概率 q^* 。

证明 令消费者期望效用为零 $U = V - P - cW(\lambda) + \alpha s = 0$ ，将 s 和 $\bar{r}$ 代入并整理得

$$(1 + \alpha\beta_1)V - P + \alpha\beta_0 + \alpha m - (c + \alpha\beta_2)W(\Lambda q) = 0$$

定义 $A = (1 + \alpha\beta_1)V - P + \alpha\beta_0 + \alpha m$ ， $B = (c + \alpha\beta_2)$ ，则

$$W(\Lambda q) = \frac{1}{\mu - \Lambda q} = \frac{A}{B} \quad (8)$$

解得均衡加入概率为

$$q^* = \begin{cases} 0, & \text{当 } A \leq \frac{B}{\mu} \\ \frac{1}{\Lambda} \left(\mu - \frac{B}{A} \right), & \text{当 } \frac{B}{\mu} < A < \frac{B}{\mu - \Lambda} \\ 1, & \text{当 } A \geq \frac{B}{\mu - \Lambda} \end{cases} \quad (9)$$

由于表达式显式给出，解存在且唯一。

命题 1 评论操纵可以使消费者加入概率提高，若消费者都加入，则加入概率不变。

证明 情形 1：消费者加入是纯策略，则当 $q=1$ 时，显然消费者的效用函数大于等于 0，消费者加入概率保持在 $q=1$ ；当 $q=0$ 时，随着操纵强度的增加，消费者效用函数随之增加，消费者的加入概率提高。

情形 2：当消费者加入是混合策略时有

$$U(q, m) = V - P - \frac{c}{\mu - \Lambda q^*(m)} + \alpha(\bar{r} + m) = 0 \quad (10)$$

对 m 两边求导可得

$$\frac{\partial U}{\partial q} \frac{dq^*}{dm} + \frac{\partial U}{\partial m} = 0 \quad (11)$$

因此

$$\frac{dq^*}{dm} = - \frac{\frac{\partial U}{\partial m}}{\frac{\partial U}{\partial q}} \quad (12)$$

分别计算偏导数

$$\frac{\partial U}{\partial m} = \alpha \quad (13)$$

$$\frac{\partial U}{\partial q} = - \frac{c\Lambda}{(\mu - \Lambda q)^2} \quad (14)$$

得

$$\frac{dq^*}{dm} = \frac{\alpha(\mu - \Lambda q^*)^2}{c\Lambda} \quad (15)$$

由于 $\alpha > 0$ 、 $c > 0$ 、 $\Lambda > 0$ ，且系统稳定要求 $\mu - \Lambda q^* > 0$ ，故有 $q^*(m) > 0$ 。

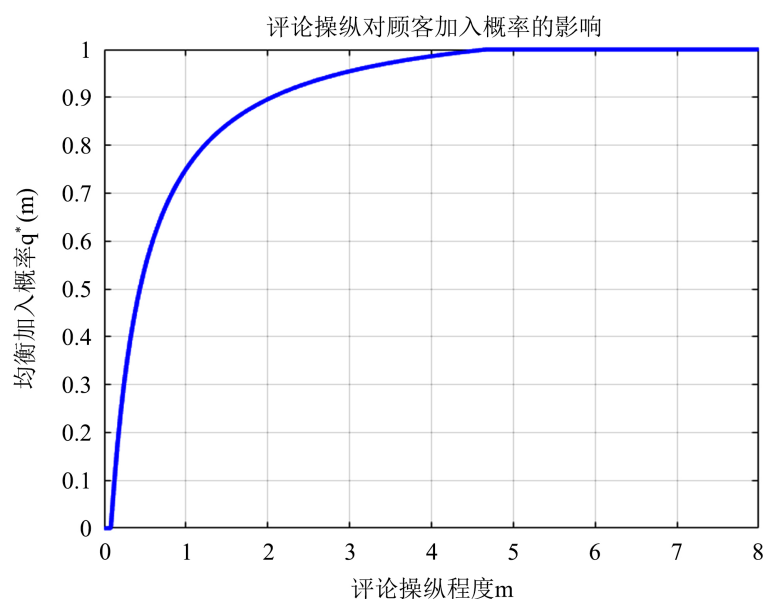


Figure 1. Impact of review manipulation on customers' probability of joining

图 1. 评论操纵对顾客加入概率的影响

图1展示了均衡加入概率 $q^*(m)$ 随评论操纵程度 m 的变化关系。可以看到,随着 m 提高, $q^*(m)$ 单调上升,即评论操纵会提高消费者加入系统的概率。在较低操纵水平下,少量虚假好评就可能显著改善消费者的感知质量,从而快速提高加入概率;但随着操纵程度不断加深,消费者加入概率的提升会逐步放缓。同时,市场需求并不会无限敏感地增长,这对商家的启示是过度操纵未必高效。即便评论继续被夸大,消费者加入概率的提高也会受到拥堵成本的反向约束。平台可基于商家服务能力、订单拥堵程度与评论表现之间的一致性,构建差异化、动态化的评论监管机制。对于服务能力有限但评论信号异常乐观的商家,提高评论审核频率、异常检测概率与惩罚强度,以降低评论操纵激励。

3.3. 商家最优操纵决策

商家在观察到消费者均衡行为的基础上,选择社会评价信号的操纵水平 m 以最大化利润。给定消费者均衡加入概率 $q^*(m)$,商家利润函数为

$$\Pi(m) = (p-k)\Lambda q^*(m) - \frac{\gamma+\delta}{2}m^2 \quad (16)$$

消费者均衡加入概率由3.2节推导得出。考虑内部解情况($0 < q^* < 1$):

$$q^*(m) = \frac{1}{\Lambda} \left(\mu - \frac{B}{A(m)} \right) \quad (17)$$

其中, $A(m) = (1+\alpha\beta_1)V - P + \alpha\beta_0 + \alpha m$, $B = c + \alpha\beta_2$ 代入利润函数可得

$$\Pi(m) = (p-k) \left(\mu - \frac{B}{A(m)} \right) - \frac{\gamma+\delta}{2}m^2 \quad (18)$$

定理 2 对于给定的参数,若满足 $P > k$ 、 $A(0) > B/\mu$ 且 $\gamma + \delta > 0$ 时,存在唯一的非负最优操纵水平 $m^* \geq 0$ 使利润 $\Pi^*(m)$ 有最大值。

证明 令商家利润函数一阶导为0。

$$\frac{d\Pi}{dm} = (P-k) \cdot \frac{B}{A^2(m)} \cdot \frac{dA}{dm} - (\gamma+\delta)m = 0 \quad (19)$$

由于 $\frac{dA}{dm} = \alpha$, 化简得

$$\frac{(P-k)B\alpha}{A^2(m)} = (\gamma+\delta)m \quad (20)$$

当 $m=0$ 时,利润 Π 对操纵水平 m 的一阶导大于0,函数在原点处递增。当 $m \rightarrow \infty$ 时, $\Pi(m) \rightarrow -\infty$ 对商家利润函数求二阶导

$$\frac{d^2\Pi}{dm^2} = (P-k)B\alpha \cdot \frac{-2}{A^3(m)} - (\gamma+\delta) < 0$$

由于 $P > k$ 、 $B > 0$ 、 $\alpha > 0$ 、 $A(m) > 0$,二阶导恒为负数,利润函数为严格凹函数,由零点定理与凹函数性质,存在唯一内部解 $m^* > 0$ 使利润 $\Pi^*(m)$ 最大。

命题 2 最优操纵强度随口碑效应强度上升而上升。

证明 由定理2可得

$$\frac{d^2\Pi}{dm^2} = (P-k)B\alpha \cdot \frac{-2}{A^3(m)} - (\gamma+\delta) < 0 \quad (21)$$

其中, $B(\alpha) = c + \alpha\beta_2$, $A(m, \alpha) = (1 + \alpha\beta_1)V - P + \alpha\beta_0 + \alpha m$ 。

计算偏导数

$$\frac{\partial \Pi}{\partial m} = -\frac{2(p-k)B\alpha^2}{A^3} - (\gamma + \delta) < 0 \quad (22)$$

$$\frac{\partial \Pi}{\partial \alpha} = \frac{p-k}{A^2} \left[\frac{d(B\alpha)}{d\alpha} - \frac{2B\alpha}{A} \cdot \frac{\partial A}{\partial \alpha} \right] \quad (23)$$

其中, $\frac{d(B\alpha)}{d\alpha} = \frac{d}{d\alpha}(c\alpha + \alpha^2\beta_2) = c + 2\alpha\beta_2$, $\frac{\partial A}{\partial \alpha} = \beta_1V + \beta_0 + m$, 代入得

$$\frac{\partial \Pi}{\partial \alpha} = \frac{(p-k)}{A^2} \left[c + 2\alpha\beta_2 - \frac{2B\alpha}{A}(\beta_1V + \beta_0 + m) \right] > 0 \quad (24)$$

则 $\frac{dm}{d\alpha} = -\frac{\partial \Pi / \partial \alpha}{\partial \Pi / \partial m} > 0$, 即口碑效应强度 α 越大, 最优操纵强度 m^* 越高。

图2展示了基准参数下最优操纵强度 m^* 随学习效应强度 α 的变化。总体来看, m^* 随 α 上升而提高, 这说明随着消费者对社会评价的依赖程度不断提高, 商家的最优操纵水平也随之上升。这表明, 评价系统的引流效果越强, 商家对其进行操纵的动机也就越强烈。如果平台环境使消费者高度依赖评分、评论和排行榜, 那么商家就更可能通过操纵这些信号而不是改善真实质量来争夺需求。因此, 社会学习机制越强, 平台越需要提高识别与处罚能力。同时, 操纵强度虽然会因社会学习增强而提高, 但成本结构会阻止其无限上升。

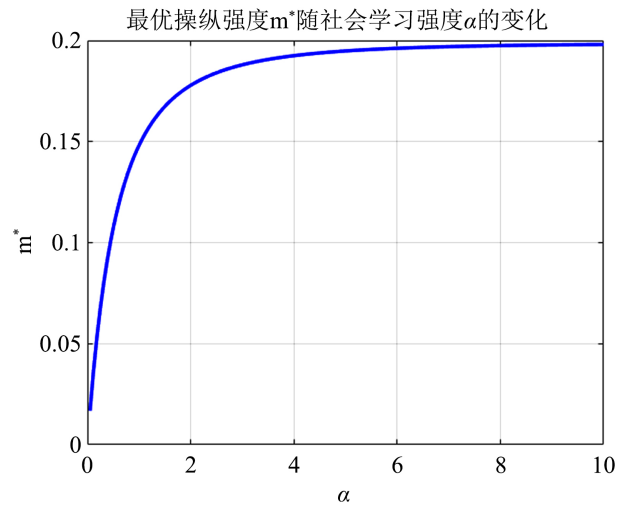


Figure 2. Optimal manipulation intensity as a function of social learning intensity

图2. 最优操纵强度随社会学习强度的变化

4. 结论

本文围绕电商商家在社会评价信号影响下的评论操纵行为展开研究, 在 M/M/1 排队框架下系统考察了在线评论如何通过影响消费者预期和需求形成, 进一步塑造商家的操纵激励。研究表明, 在线评论不仅是消费者获取服务信息的重要渠道, 也是商家竞争流量和影响市场需求的关键工具。当消费者难以直接观察服务真实质量时, 平台展示的评论信息会成为其判断服务价值、预期等待成本和综合体验的重要

依据。因而, 社会评价信号会通过影响消费者加入概率, 进而改变服务系统的有效到达率和商家收益。

在此基础上, 本文发现商家适度优化评论信号, 能够改善消费者感知、提升入队概率并扩大需求, 构成了评论操纵的经济收益。但消费者涌入会加剧服务拥堵、延长等待时间, 等待负效用将抵消部分正向作用, 弱化评论操纵的边际需求促进效应, 使其受排队拥堵的内生约束。研究还表明, 在操纵成本与查处惩罚为凸函数时, 商家存在唯一最优操纵强度。同时, 消费者对社会评价信号的依赖越高, 商家操纵动机越强。因此, 平台在完善评价推荐体系的同时, 需强化虚假评论识别、加大处罚力度、优化评论展示规则, 从而压缩商家的信号操纵收益。

本文仍存在一定局限。现实中, 口碑操纵可能导致一个不公平的市场, 大量的虚假口碑信息增加了消费者感知效用的不确定性, 因此, 在随机需求情形下, 口碑操纵对服务商的影响值得未来进一步研究。模型采用单服务台 M/M/1 排队结构, 未进一步考虑多服务台、异质消费者和动态评论更新机制; 本文主要从理论建模角度展开分析, 尚缺乏平台数据或实验数据的实证检验。未来, 可结合多阶段动态模型、平台真实评论数据或行为实验, 对评论操纵的形成过程、治理效果及其长期市场后果开展更深入的研究。

参考文献

- [1] Spence, M. (1973) Job Market Signaling. *The Quarterly Journal of Economics*, **87**, 355-374.
<https://doi.org/10.2307/1882010>
- [2] 李秋香, 张淑格, 霍宝锋, 等. 供应链信号传递理论研究动态: 视角、脉络、争鸣与盲区[J]. 中国管理科学, 2026, 34(5): 295-309.
- [3] Luca, M. (2012) Reviews, Reputation, and Revenue: The Case of Yelp.com. Harvard Business School.
- [4] Naor, P. (1969) The Regulation of Queue Size by Levying Tolls. *Econometrica*, **37**, 15-24.
<https://doi.org/10.2307/1909200>
- [5] Edelson, N.M. and Hilderbrand, D.K. (1975) Congestion Tolls for Poisson Queuing Processes. *Econometrica*, **43**, 81-92.
<https://doi.org/10.2307/1913415>
- [6] Hassin, R. and Haviv, M. (2003) To Queue or Not to Queue: Equilibrium Behavior in Queueing Systems. Springer.
- [7] 姜涛, 饶卫振, 刘露. 顾客损失规避下提供体验服务的服务系统定价研究[J]. 中国管理科学, 2023, 31(4): 194-204.
- [8] 王志宏, 徐圆媛. 考虑口碑操纵下电商平台供应链融资的均衡决策研究[J]. 管理评论, 2025, 37(10): 251-262.
- [9] Ott, M., Choi, Y., Cardie, C. and Hancock, J.T. (2011) Finding Deceptive Opinion Spam by Any Stretch of the Imagination. *Proceedings of the 49th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, Portland, 19-24 June 2011, 309-319.
- [10] Pekgün, P., Galbreth, M.R. and Ghosh, B.P. (2017) How Unequal Perceptions of User Reviews Impact Price Competition. *Decision Sciences*, **49**, 250-274. <https://doi.org/10.1111/deci.12273>
- [11] Jindal, N. and Liu, B. (2007) Review Spam Detection. *Proceedings of the 16th International Conference on World Wide Web*, Banff Alberta, 8-12 May 2007, 1189-1190. <https://doi.org/10.1145/1242572.1242759>
- [12] Mukherjee, A., Venkataraman, V., Liu, B. and Glance, N. (2021) What Yelp Fake Review Filter Might Be Doing? *Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media*, **7**, 409-418.
<https://doi.org/10.1609/icwsm.v7i1.14389>
- [13] Mayzlin, D. (2006) Promotional Chat on the Internet. *Marketing Science*, **25**, 155-163.
<https://doi.org/10.1287/mksc.1050.0137>
- [14] Dellarocas, C. (2006) Strategic Manipulation of Internet Opinion Forums: Implications for Consumers and Firms. *Management Science*, **52**, 1577-1593. <https://doi.org/10.1287/mnsc.1060.0567>