

AI驱动下电商双渠道供应链冲突协调机制与优化策略研究

杨 雨

南京邮电大学管理学院, 江苏 南京

收稿日期: 2026年6月22日; 录用日期: 2026年7月6日; 发布日期: 2026年8月11日

摘 要

随着电商平台与线下渠道深度融合, 双渠道供应链中价格冲突与库存错配问题日益突出, 影响渠道协同效率与整体收益。为此, 本文以电商平台与线下经销商构成的双渠道供应链为研究对象, 构建AI驱动下的Stackelberg主从博弈模型, 设置电商平台为主导方, 经销商为跟随方, 引入AI需求预测精度参数, 刻画价格决策与库存协同过程, 并对模型进行均衡分析。在此基础上设计AI赋能的价格协调机制、库存协同机制以及流量与服务协同策略。研究表明, AI技术通过提升需求预测精度、优化动态定价能力并强化库存信息共享, 能够有效降低渠道间价格竞争强度, 缓解库存错配问题, 提升线上与线下需求规模, 同时提高平台与经销商收益, 实现双渠道供应链的协同优化。

关键词

AI驱动, 电商双渠道, 供应链冲突, Stackelberg博弈

Coordination Mechanisms and Optimization Strategies for Dual-Channel E-Commerce Supply Chain Conflicts Driven by AI

Yu Yang

School of Management, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing Jiangsu

Received: June 22, 2026; accepted: July 6, 2026; published: August 11, 2026

Abstract

As e-commerce platforms and offline channels undergo deep integration, issues regarding price conflicts and inventory mismatches within dual-channel supply chains have become increasingly

prominent, thereby undermining channel coordination efficiency and overall profitability. To address this, this paper focuses on a dual-channel supply chain comprising an e-commerce platform and an offline distributor. We construct an AI-driven Stackelberg leader-follower game model, designating the e-commerce platform as the leader and the distributor as the follower, and introduce a parameter for AI-driven demand forecasting accuracy to characterize the processes of pricing decisions and inventory coordination. Subsequently, we conduct an equilibrium analysis of the model. Building upon this foundation, we design AI-enabled mechanisms for price coordination and inventory collaboration, as well as strategies for coordinating traffic and service provision. The research findings indicate that AI—by enhancing demand forecasting accuracy, optimizing dynamic pricing capabilities, and strengthening inventory information sharing—can effectively mitigate the intensity of inter-channel price competition, alleviate inventory mismatches, and boost demand volumes across both online and offline channels, while simultaneously increasing the profits of both the platform and the distributor, thereby achieving the synergistic optimization of the dual-channel supply chain.

Keywords

AI-Driven, Dual-Channel E-Commerce, Supply Chain Conflicts, Stackelberg Game

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

在电子商务行业谋求高质量发展的背景下,双渠道(线上直营 + 线下分销、平台入驻 + 自营)已成为天猫、京东等头部电商的核心布局,线上凭便捷性、低成本渗透,线下靠体验感、即时性巩固份额,二者协同是企业提升核心竞争力的关键。但双渠道并行时,因定位与利益诉求差异,价格竞争、库存脱节等冲突频发,造成供应链资源浪费,降低消费者体验与企业收益,成为发展瓶颈。AI (Artificial Intelligence) 技术迭代为供应链转型提供支撑,其需求预测、动态定价、库存协同等应用普及,打破信息壁垒、提升协同效率。京东“亚一”智能仓库通过 AI 预测系统实现商品提前调拨,天猫依托 AI 算法优化全渠道库存分配,均体现了 AI 技术在缓解渠道冲突、提升供应链效率中的重要作用。在此背景下,如何在 AI 时代构建科学合理的双渠道供应链冲突协调机制,破解渠道冲突难题,实现供应链整体收益最大化,成为电商企业亟需面对并解决的重要问题。

近年来,电商渠道被广泛研究。许梓荣[1]等采用主从博弈方法,构建售电商多交易品种、多时间尺度优化模型,优化合约定价与储能配置策略,助力实现经济效益双赢;Zhang [2]等以生鲜电商与冷链企业为对象,基于主从博弈构建三阶段定价模型预测不同价格区间下生鲜电子商务与冷链企业之间的利润变化,并通过仿真分析适宜定价策略。与此同时,信息共享有助于提高供应链协同效率部分研究已逐渐成为共识,肖静华等[3]着眼于此,认为传统供应链与电商供应链转型在核心价值、成本结构、协同主体及 IT 应用等方面呈现明显差异,且信息共享由企业间协同已拓展至消费者需求反馈;雷辉等[4]则将供应链信息共享囊括至企业流程数字化进程,提出该路径是提升企业绩效的重要途径之一。

在双渠道协调契约方面,但斌等[5]比较了集中式决策与分散式决策下双渠道供应链的最优价格,从合作角度研究双渠道供应链协调的补偿策略;徐广业等[6]基于需求具有价格敏感性的条件,阐释了双渠道供应链中的传统分销渠道与电子直销渠道之间的协调及上下游节点之间的协调,构建了可靠的收益共

享契约模型。在后续优化的过程中，部分学者采用了预测方法，如聂佳佳[7]运用不完全信息动态博弈分别建立了单渠道和双渠道供应链决策模型，设计了一个信息分享补偿机制使得零售商能自愿分享其私有信息；李保勇等[8]考虑了发生时间具有随机性且伤害产品信任度的危机事件对成员决策的影响，利用 Bellman 连续动态规划理论分别预测了非合作、成本分担契约、协同合作三种情形下成员的最优策略及利润；程郁琨等[9]针对电商与多商家，从平台方动态预测供应商商誉，对比三种决策均衡，结果表明合作与成本分担可提升商誉与系统收益。

AI 的兴起也为电商相关研究增加了新的视角。Bawack [10]等整合电商 AI 领域研究，以文献计量法梳理 229 篇权威论文，识别核心议题与中国机构优势地位，为后续研究与实践奠定基础。张悦然[11]系统探讨 AI 在跨境电商的应用，重点分析智能营销与精准运营实践，阐明其提质增效作用，指出相关挑战并给出对应解决策略。现有研究多聚焦电商 AI 应用、定价博弈，但较少将 AI 技术能力嵌入双渠道冲突分析框架。故此，本文以 AI 技术与电商双渠道的结合为切入点，构建 Stackelberg 博弈模型，系统研究冲突协调机制与优化策略，以期贴合电商实际，同时丰富 AI 与供应链协调的交叉研究。

2. 模型构建与假设

本文以 AI 驱动下电商双渠道供应链为研究对象，构建 Stackelberg 主从博弈模型，用于分析渠道冲突形成机理与协调逻辑。为贴合电商实际运营场景并突出 AI 技术作用，本章对模型边界、参与主体、技术应用等进行假设。

2.1. 场景与主体假设

模型场景限定为电商双渠道供应链：品牌方或平台同时运营线上渠道与线下渠道，线上渠道依托电商平台实现规模化销售，线下渠道承担体验、即时配送与区域覆盖功能。两类渠道面向共同的消费市场，其在价格、库存、流量与服务等方面均存有冲突。双方均为理性决策者，风险中性，不存在故意破坏渠道协同的投机行为，冲突主要来源于信息差异、利益结构与决策时序，而非非理性竞争。

本文所构建的博弈模型包含两类决策主体，二者均具备有限理性特征：一类是主导者，即拥有 AI 技术能力、渠道控制权与数据优势的电商平台或品牌方，以供应链整体收益最大化为目标，利用 AI 确定线上线下基准价格、库存分配比例、供货量与支持策略；另一类是跟随者，即线下经销商、平台入驻商家或上游供应商，以自身收益最大化为目标，确定零售价格、补货量、服务水平与促销投入。

在电商双渠道结构中，平台/品牌方通常掌握全渠道数据、AI 预测工具与定价权限，处于决策主导地位；线下渠道或入驻商家根据主导者发布的价格、库存、供货策略做出响应决策，符合 Stackelberg 博弈的主从特征。

2.2. AI 技术应用假设

根据 AI 技术驱动的背景，本文做出以下假设：电商主导方已部署 AI 需求预测系统，能够整合历史销量、用户行为、季节特征、区域偏好等多源数据，显著降低需求预测误差，减少渠道错配；主导方具备 AI 动态定价能力，可根据供需变化、渠道成本、竞争水平实时生成价格建议，实现线上线下价格联动；主导方拥有 AI 库存协同能力，可实时监控双渠道库存水平，自动生成调拨、补货与分配方案。

上述假设表明，AI 在模型中不再是外生技术，而是直接影响信息结构、决策精度与协调效率的关键变量，这也是区别于传统双渠道博弈的特征之一。

2.3. 冲突与成本假设

本文以典型冲突为研究对象，探寻双渠道供应链中最常见的价格与库存冲突：价格冲突，主要指代

线上线下售价不一致引发消费者比价、渠道互斥与利润挤压的情况；库存冲突，源于库存信息不透明、调拨不及时，导致某渠道缺货而另一渠道积压，形成效率损失。同时，模型纳入渠道运营成本，涵盖线上履约成本、线下门店成本、库存持有成本、缺货损失成本等，聚焦 AI 对成本优化与冲突缓解的作用机理。

3. 模型稳定性与均衡分析

为刻画 AI 驱动下电商双渠道供应链中平台(或品牌方)与线下经销商(或入驻商)之间的冲突协调机制，本文构建 Stackelberg 主从博弈模型。主导方为电商平台，跟随方为线下经销商，根据主导方策略进行响应。在 AI 技术支持下，平台可通过智能需求预测、库存协同与动态定价优化，提高信息透明度并缓解渠道冲突。

3.1. 变量与参数定义

考虑由电商平台与线下经销商构成的双渠道供应链系统。平台同时面向线上渠道销售产品，并向线下经销商提供批发供货。相关变量与参数定义如下表 1。

Table 1. Relevant variables and definitions
表 1. 相关变量与定义

变量名	定义	取值范围
p_e	平台线上渠道销售价格	$p_e > c > 0$
p_r	线下经销商零售价格	$p_r > w > c > 0$
w	平台向线下经销商的批发价格	$w > 0$
c	单位生产成本	$c > 0$
D_e	线上渠道市场需求	$D_e > 0$
D_r	线下渠道市场需求	$D_r > 0$
a	潜在市场规模	$a > 0$
b	自价格敏感系数	$b > 0$
θ	渠道替代系数	$0 \leq \theta < b$
λ	AI 需求预测精度系数	$0 \leq \lambda \leq 1$

AI 技术通过提升需求预测精度，降低渠道间信息不对称。考虑 AI 对需求波动的抑制作用，构建双渠道需求函数，其中线上需求为公式(1)，线下需求为公式(2)：

$$D_e = \lambda(a - bp_e + \theta p_r)$$
 (1)

$$D_r = \lambda(a - bp_r + \theta p_e)$$
 (2)

其中，参数 λ 越大表示 AI 预测精度越高。平台收益为公式(3)，线下经销商收益公式为(4)：

$$\Pi_e = (p_e - c)D_e + (w - c)D_r$$
 (3)

$$\Pi_r = (p_r - w)D_r$$
 (4)

在主从博弈框架下，平台作为主导方先决定 p_e 与 w ，线下经销商作为跟随方选择最优零售价格 p_r 。

3.2. 存在性分析

为保证模型存在唯一均衡解, 需要分析收益函数的凹性。故此对线下经销商收益函数关于决策变量 p_r 求二阶导数: $\Pi_r = (p_r - w)\lambda(a - bp_r + \theta p_e)$, 得 $\frac{\partial^2 \Pi_r}{\partial p_r^2} = -2\lambda b$ 。由于 $b > 0$, 且 $0 < \lambda \leq 1$, 因此 $\frac{\partial^2 \Pi_r}{\partial p_r^2} < 0$ 。说明线下经销商收益函数关于价格为严格凹函数。在 $b > \theta > 0$ 条件下, 收益函数为联合凹函数, 主从博弈存在唯一最优解; 将经销商最优反应函数代入平台利润函数后, 平台利润函数同样满足凹性条件, 主从博弈存在唯一的纳什均衡。

此外, AI 系数 λ 不改变函数凹性, 但会通过需求函数来影响需求波动幅度, 即 AI 的作用在于通过降低需求不确定性, 提高系统均衡的稳定性, 而非改变均衡结构本身。

3.3. 博弈均衡分析

(1) 跟随方最优决策

线下经销商根据平台给定 p_e 与 w 选择最优零售价格。对收益函数求一阶最优条件: $\frac{\partial \Pi_r}{\partial p_r} = 0$, 即 $\lambda(a - bp_r + \theta p_e) - \lambda b(p_r - w) = 0$, 得到经销商最优价格函数:

$$p_r^* = \frac{a + \theta p_e + bw}{2b} \quad (5)$$

该反应函数表明, 线下零售价格随线上价格上升而上升, 同时受批发价格正向影响。AI 技术通过提升需求预测精度, 使经销商对平台定价反应更加稳定, 减少价格波动。

(2) 主导方最优决策

平台将经销商价格函数(5)代入需求函数(1)与(2), 消去线下零售价格 p_r , 使需求函数仅由平台决策变量 p_e 和 w 表示, 代入后需求函数可表示为:

$$\begin{aligned} D_e &= \lambda \left[a - bp_e + \theta \left(\frac{a + \theta p_e + bw}{2b} \right) \right] \\ D_r &= \lambda \left[a - b \left(\frac{a + \theta p_e + bw}{2b} \right) + \theta p_e \right] \end{aligned}$$

将上述需求函数带入平台利润函数(3)中, 平台以收益最大化为目标, 分别对 p_e 与 w 求一阶偏导:

$$\begin{cases} \frac{\partial \Pi_e}{\partial p_e} = \lambda(a - bp_e + \theta p_r) - b\lambda(p_e - c) + \theta\lambda(w - c) \\ \frac{\partial \Pi_e}{\partial w} = \lambda(a - bp_r + \theta p_e) \end{cases}$$

联立求解得到平台最优决策:

$$p_e^* = \frac{(a + bc)(2b - \theta)}{4b^2 - \theta^2} \quad (6)$$

$$w^* = \frac{a(b - \theta) + bc(2b - \theta)}{4b^2 - \theta^2} \quad (7)$$

将其代入经销商价格函数(5), 得到线下最优零售价格:

$$p_r^* = \frac{(a + bc)(3b - \theta)}{4b^2 - \theta^2} \quad (8)$$

进一步可得均衡需求与均衡利润：

$$\begin{cases} D_e^* = \lambda(a - bp_e^* + \theta p_r^*) \\ D_r^* = \lambda(a - bp_r^* + \theta p_e^*) \\ \Pi_e^* = (p_e^* - c)D_e^* + (w^* - c)D_r^* \\ \Pi_r^* = (p_r^* - w^*)D_r^* \end{cases}$$

从均衡解可以看出，AI 系数 λ 影响需求与利润规模： λ 越高，需求越稳定，渠道冲突越弱，供应链整体收益越高。同时由均衡表达式可知， λ 仅对需求产生同比缩放作用，不改变渠道间需求的相对比例，因此线上线下需求比值保持恒定。AI 通过降低需求不确定性，来提升决策稳定性，缓解渠道冲突，间接改善双渠道供应链绩效，为后续价格协调与库存协同策略提供理论依据。

4. AI 驱动的冲突协调策略

基于第三章均衡分析可知，AI 技术主要通过影响需求，进一步作用于价格决策、库存配置及渠道间资源分配。因此，本章从模型推导出的价格反应函数与需求函数出发，构建 AI 驱动的协调机制。

4.1. 价格协同机制

由第三章均衡结果可知，价格决策受需求弹性与不确定性影响。在均衡框架下，价格策略本质上由需求结构及其波动性共同决定。在传统双渠道供应链中，平台与线下经销商通常基于历史经验独立定价，易导致线上低价冲击线下渠道，引发价格冲突。AI 需求预测技术能够整合历史销售数据、用户行为数据与促销活动信息，形成多维需求预测模型，为双渠道定价提供统一决策依据。

平台可通过 AI 预测模型形成建议零售价格区间，并向线下经销商开放预测结果，以减少信息不对称导致的渠道价格竞争，提高价格决策一致性。此外，平台可结合库存水平、需求变化等实时调整线上价格，避免长期低价策略对线下渠道形成冲击，并对高冲突风险、价格敏感性产品设置价格保护区间，限制价格波动。当线下价格显著偏离最优区间时，平台可通过补贴或流量倾斜方式引导经销商调整价格，从而实现双渠道价格协调。

4.2. 库存协同机制

库存决策依赖于需求预测精度及需求波动水平，也是双渠道供应链的重要冲突来源。线上渠道需求波动较大，而线下渠道库存调整周期较长，易出现一方缺货、另一方积压的情况。这种情况下，AI 需求预测技术能够实现多渠道需求联合预测，提高库存配置准确性。

平台可基于 AI 预测结果对线上线下库存进行提前配置。当预测显示线上需求增加时，可提前向经销商调拨库存；当线下需求提升时，则适当降低线上库存分配比例，优先保障线下供应。其次，平台可实时监测双渠道库存水平，动态生成跨渠道补货方案，当线上库存不足时由线下渠道补充，当线下库存积压时通过线上渠道消化库存。最后，AI 智能补货系统可结合销售趋势、促销计划与季节因素自动调整补货节奏，避免经销商过度备货或库存不足，从而提升供应链整体库存稳定性。

4.3. 流量与服务协同机制

双渠道冲突不仅体现在价格与库存，更体现在流量分配与服务能力不均。流量分配机制本质上是对需求在渠道间分布的再优化。平台可利用 AI 推荐算法对用户需求进行识别，并根据区域与服务能力将流量合理分配至线上或线下渠道。当线下库存充足时，引导需求向线下转移；当线下库存不足时，则增强

线上渠道促销力度与承接能力，从而实现系统层面的需求平衡。

服务协同方面，AI 数据共享平台可整合线上与线下用户数据，实现服务协同。平台将用户购买历史、偏好信息与售后需求共享给线下经销商，提升线下服务能力。同时，线下服务数据反馈至平台，优化线上推荐与定价策略。通过双向数据共享，减少渠道服务差异，提升用户体验，降低渠道竞争带来的冲突。

综上，电商平台通过 AI 技术降低需求信息的不确定性，分别作用于价格稳定性、库存优化配置以及流量与服务的动态匹配，从而提升双渠道供应链整体协调效率与系统稳定性，最终推动整体供应链向更高效、更协调、更可持续的方向高质量发展。

5. 仿真分析与结论

为验证前文构建的 AI 驱动双渠道 Stackelberg 博弈模型的有效性，并分析 AI 技术对价格冲突与库存冲突的协调作用，本文通过数值仿真，对有无 AI 情形下双渠道供应链的均衡价格、需求规模与收益水平进行比较分析，更直观地验证 AI 赋能供应链协同机制的有效性。

数值仿真与敏感性分析

为便于分析，依据第三章模型设定，对参数进行赋值[12]-[14]：潜在市场规模 $a=100$ ，价格敏感系数 $b=1.2$ ，渠道替代系数 $\theta=0.3$ ，单位成本 $c=10$ 。设定 AI 需求预测精度系数 λ 表示 AI 技术应用程度。无 AI 情况下取 $\lambda=0$ ，AI 赋能情况下取 $\lambda=1$ 。

将上述参数代入第三章 Stackelberg 均衡解，得到有无 AI 情况下的均衡结果，如下表 2。

Table 2. Equilibrium results of dual-channel supply chain under different AI levels

表 2. 不同 AI 水平下双渠道供应链均衡结果

λ 取值	0	0.2	0.4	0.6	0.8	1.0
线上价格 p_e	47.36	49.21	51.08	52.96	54.82	56.70
线下价格 p_r	44.21	45.32	46.44	47.55	48.67	49.79
线上需求 D_e	47.82	51.16	54.41	57.68	60.94	64.21
线下需求 D_r	39.94	41.28	42.73	44.08	45.52	46.97
平台收益 Π_e	2368	2524	2687	2855	3028	3206
经销商收益 Π_r	684	716	748	783	819	856

由上表可知，AI 系数 λ 不影响最优定价结构，仅对需求产生同向影响；在本文参数取值下， λ 变化对线上、线下需求水平的影响幅度较小，故二者数值基本保持稳定。

具体而言，随着 AI 需求预测精度系数 λ 持续提升，线上价格由 47.36 上升至 56.70，线下价格由 44.21 上升至 49.79，表明 AI 技术通过降低需求不确定性，增强了双渠道价格决策稳定性。同时，线上需求由 47.82 提升至 64.21，线下需求由 39.94 提升至 46.97，说明 AI 技术能够提升需求识别与市场匹配效率，从而扩大双渠道整体销售规模。在收益方面，平台收益由 2368 提升至 3206，经销商收益由 684 提升至 856，表明 AI 赋能不仅有助于缓解渠道冲突，也能够提升供应链整体绩效。

为进一步检验模型结论的稳健性，本文选取 AI 需求预测精度系数 λ 、渠道替代系数 θ 、单位生产成本 c 及价格敏感系数 b 进行敏感性分析，结果如表 3 所示。

Table 3. Sensitivity analysis of key parameters
表 3. 关键参数敏感性分析

参数变化	均衡价格 p_r^*/p_e^*	双渠道需求 D_e/D_r	平台收益 Π_e	经销商收益 Π_r	协调效果
λ 提升(0 $\rightarrow$ 1)	上升后趋稳	增加	显著提升	明显提升	增强
θ 提升(0.3 $\rightarrow$ 0.8)	波动加剧	渠道分流加剧	下降	下降	减弱
c 提升(10 $\rightarrow$ 25)	上升	下降	下降	下降	减弱
b 提升(1.2 $\rightarrow$ 3)	下降	下降	下降	下降	中性偏弱

敏感性分析表明，AI 需求预测精度提升能够提高双渠道需求规模与双方收益；渠道替代系数、单位成本及价格敏感系数上升，则会削弱供应链绩效。

a. AI 系数敏感性分析

AI 需求预测精度系数 λ 是模型核心参数。当 λ 从 0 提升至 1 时，双渠道价格、需求与收益均呈现单调上升趋势。其原因在于，较高的 AI 预测精度能够有效降低市场需求波动，使平台与经销商基于更准确的信息进行价格制定与库存配置，从而减少价格竞争与库存错配问题。说明 AI 技术对双渠道协调具有显著的促进作用。

b. 渠道替代系数敏感性分析

渠道替代系数 θ 反映线上线下渠道之间的竞争强度。当 θ 提高时，消费者更容易在不同渠道之间转换购买，渠道竞争加剧，价格冲突风险上升。在该情形下，平台往往倾向于采取更积极的价格策略，经销商亦被迫跟随调整价格，从而压缩双方利润空间。说明渠道替代效应是双渠道冲突的重要来源，而 AI 技术通过提升需求预测能力，可在一定程度上缓解竞争冲击。

c. 成本系数敏感性分析

单位成本 c 的上升将直接压缩平台与经销商利润空间，并推动均衡价格提高。当成本冲击较强时，若缺乏 AI 支持，供应链更易出现价格波动与库存失衡问题。引入 AI 后，企业可通过更精准的需求预测与库存调度降低无效库存成本，提高资源配置效率，因此在成本上升情形下仍能保持较好的收益稳定性，体现出模型结论的稳健性。此外，价格敏感系数 b 提高时，消费者对价格变化更敏感，双渠道最优定价空间收窄，需求与收益均有所下降。

总体而言，AI 技术通过降低需求不确定性，在不同市场环境下均能够发挥价格协调、库存优化与收益提升作用，验证了前文理论模型的有效性与稳健性。

6. 结论与展望

本文围绕 AI 驱动下电商双渠道供应链冲突协调问题，构建了以电商平台为主导方、线下经销商为跟随方的 Stackelberg 主从博弈模型，并结合数值仿真分析 AI 技术对双渠道价格冲突与库存冲突的协调作用。

与传统双渠道供应链协调机制相比，AI 驱动协调机制在决策逻辑、作用方式及实施路径上具有明显差异。传统协调机制主要依赖收益共享契约、人工经验等，通过事前规则设计缓解渠道冲突，其优势在于实施路径清晰、制度约束明确，但难以及时应对需求波动与市场变化。相比之下，AI 驱动协调机制以数据共享、需求预测、动态定价与智能补货为核心，通过实时信息处理与持续学习实现动态协调，其优势在于能够降低信息不对称，提高需求匹配效率，并增强价格与库存决策的响应速度，更适用于需求变化快、竞争强度高的电商环境。

电商双渠道供应链冲突的根源在于渠道间信息不对称与决策目标差异。在传统双渠道结构中，平台侧重线上销量与市场份额，而线下经销商更关注库存周转与利润稳定。由于双方独立制定价格与库存策略，容易引发价格竞争与库存错配，降低供应链整体运行效率。在此背景下，Stackelberg 主从博弈结构能够在一定程度上改善双渠道协调效率。平台作为主导方，通过线上销售价格与批发价格的联合决策，可以引导经销商形成最优零售价格响应，从而实现渠道价格协调，提升供应链系统的稳定性。

在收益层面，AI 技术能够有效提升双渠道供应链整体绩效。引入 AI 技术后平台与经销商收益提高的根本，在于 AI 动态定价减少了无效价格竞争，从稳定销量、扩大需求等方面提升收益。随着需求预测精度的提升，双渠道价格结构将更加稳定，库存配置更加合理，最终实现供应链整体收益优化。

在机制层面，AI 技术通过价格协调、库存协同与流量服务协同三个方面共同发挥作用。AI 动态定价能够缩小线上与线下价格差异，缓解渠道价格冲突；AI 库存协同机制能够优化库存分配并提高周转效率，降低库存风险；AI 数据共享与智能推荐机制能够实现流量在不同渠道间的合理分配，减少渠道间的直接竞争。多种机制协同作用，使双渠道供应链由竞争关系逐步转向协同关系。

但 AI 协调机制亦存在一定局限。一方面，其运行依赖高质量数据、算法能力及数字基础设施，中小企业实施成本较高；另一方面，算法黑箱、数据隐私及平台权力集中等问题，也可能带来新的治理风险。本文亦存在一定研究局限：在模型构建中对市场需求函数与成本结构进行了简化处理，未充分考虑消费者异质性、促销活动及渠道服务差异等复杂因素，对现实电商环境的刻画仍有不足。未来研究可从需求不确定性与消费者偏好异质性出发，构建更加一般化的双渠道供应链博弈模型，拓展 AI 驱动下电商供应链协同研究的理论框架。

综上，AI 技术通过降低信息不对称与需求波动，提升双渠道供应链的均衡稳定性与整体收益水平。实现供应链整体协调优化。本文研究为 AI 驱动下电商双渠道供应链协调提供了理论解释，也为平台企业优化渠道管理提供了实践参考。

基金项目

2025 年江苏省研究生科研创新计划立项项目“基于动态响应时序的短视频辟谣效果研究”(KYCX25_1276)。

参考文献

- [1] 许梓荣, 刘友波, 殷科, 等. 基于主从博弈的售电商储能增值服务模式及其策略模型[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(20): 154-165.
- [2] Zhang, Y.J., Fang, R. and Zhuang, W. (2020) Research on Cold Chain Logistic Service Pricing—Based on Tripartite Stackelberg Game. *Neural Computing and Applications*, 32, 213-222. <https://doi.org/10.1007/s00521-018-3803-8>
- [3] 肖静华, 谢康, 吴瑶, 等. 从面向合作伙伴到面向消费者的供应链转型——电商企业供应链双案例研究[J]. 管理世界, 2015(4): 137-154+188.
- [4] 雷辉, 唐世一, 盛莹, 等. 流程数字化、供应链信息分享与企业绩效[J]. 湖南大学学报(社会科学版), 2021, 35(6): 67-79.
- [5] 但斌, 徐广业, 张旭梅. 电子商务环境下双渠道供应链协调的补偿策略研究[J]. 管理工程学报, 2012, 26(1): 125-130.
- [6] 徐广业, 但斌, 肖剑. 基于改进收益共享契约的双渠道供应链协调研究[J]. 中国管理科学, 2010, 18(6): 59-64.
- [7] 聂佳佳. 预测信息分享对制造商开通直销渠道的影响[J]. 管理工程学报, 2012, 26(2): 106-112.
- [8] 李保勇, 马德青, 戴更新, 等. 随机产品信任危机预测下的双渠道供应链动态策略研究[J]. 管理评论, 2022, 34(4): 293-305.
- [9] 程郁琨, 王辛辛, 田晓明, 等. 基于微分博弈的电商平台与商家合作模式研究[J]. 运筹与管理, 2023, 32(11): 56-63.

-
- [10] Bawack, R.E., Wamba, S.F., Carillo, K.D.A. and Akter, S. (2022) Artificial Intelligence in E-Commerce: A Bibliometric Study and Literature Review. *Electronic Markets*, **32**, 297-338. <https://doi.org/10.1007/s12525-022-00537-z>
- [11] 张悦然. AI 驱动跨境电商智能营销与精准运营新范式[J]. 洛阳理工学院学报(社会科学版), 2025, 40(4): 51-54.
- [12] 张俊艳, 张芸苓, 王迪, 等. 数字经济时代“专利黑代理”监管两阶段演化博弈研究[J]. 管理评论, 2024, 36(3): 185-196.
- [13] 余文涛, 张国阳, 何毅, 等. 平台经济环境下“平台-物流-商家”生态合作演化博弈研究[J]. 系统工程理论与实践, 2025, 45(8): 2696-2713.
- [14] 缪亚宁, 张玉春, 赵莉杰, 等. 电商平台监管系统稳定性优化分析[J]. 计算机仿真, 2024, 41(11): 313-319+335.