

专业学位硕士学位论文

考虑部分多归属行为的众包物流平台定价策略研究

作 者 ***

培养单位 **学院

学位类别 工程管理硕士

研究方向 ***

学习方式 全日制（非全日制）

导 师 ** 教授、**职务

完成时间 2024 年 6（冬季毕业填 12）月

Classified Index:

Confidential (yes/no): no

Code:

NO.:

Dissertation for the Professional Master Degree

专业学位硕士学位论文示例

"CLICK HERE AND INPUT THE SUBJECT"

Candidate:

College: School of Management

Degree Category: Master of Engineering Management

Research Field:

Study Mode:

Supervisor: Prof.□□□

completion date:

硕士（博士）学位论文原创性声明

本人郑重声明：本论文的所有工作，是在导师的指导下，由作者本人独立完成的。有关观点、方法、数据和文献等的引用已在文中指出，并与参考文献相对应。除文中已经注明引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体已经公开发表的作品成果。对本文的研究做出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式标明。本论文文责自负。

学位论文作者签名： 签字日期： 年 月 日

硕士（博士）学位论文版权使用授权书

本论文系作者本人在攻读学位期间，在导师指导下完成的学位论文。本论文的研究成果归所有，本论文的研究内容不得以其他单位的名义发表。本人完全了解关于保留、使用学位论文的规定，同意学校保留、送交本论文的复印件，允许本论文被查阅和借阅；学校可以公布本论文的全部或部分内容，可以采用影印、缩印或其他复制手段保存、汇编本学位论文。本人同意由向中国知网、万方数据库等国内知名数据库转授相关权利。

 保密☐, 在 年解密后适用本授权书。
本学位论文属于
 不保密☒。

学位论文作者签名： 签字日期： 年 月 日
导师签名： 签字日期： 年 月 日

注：需要研究生导师签字的地方必须导师本人签字

摘要

本研究聚焦于多归属情境下的众包物流平台定价策略，通过建立静态与动态定价模型，并结合博弈论和最优控制方法，系统分析平台如何在不确定市场环境中优化定价和资源配置，以实现利润最大化和供需匹配的最优解。随着电子商务和 O2O 服务的快速发展，众包物流平台在双边市场中扮演着重要角色，其多归属特性使得用户和配送员可以同时活跃于多个平台，这加剧了市场竞争的复杂性，并对平台的定价和供需平衡提出了更高要求。

研究首先回顾了经典的静态定价理论，如线性定价模型和 Cournot 模型，这些模型适用于市场条件相对稳定的情境。然而，由于静态定价方法无法有效应对多平台竞争和需求波动等复杂市场环境，因此本研究进一步引入了动态定价理论，包括多期定价模型和基于随机最优控制的动态定价策略。动态定价模型能够在不同时段内灵活调整价格，更好地应对需求波动和竞争对手的策略变化，从而提高平台的长期收益和市场适应性。

多归属用户行为的分析是本研究的另一核心部分。与单归属用户不同，多归属用户基于不同平台的价格、服务质量和补贴策略进行选择，以最大化整体效用。通过多归属性决策模型和多属性效用理论，研究揭示了用户在多平台环境下的选择机制，并通过扩展的离散选择模型（如 Nested Logit 和 Mixed Logit）描述多归属行为对平台定价策略的影响。结果表明，多归属用户的存在显著影响了平台的竞争策略和市场占有率。

在双边市场和博弈论的应用中，研究探讨了平台如何通过匹配机制优化供需两侧的匹配效率，以及如何通过 Nash 均衡和 Stackelberg 博弈模型分析多平台间的竞争关系。双边市场理论强调平台通过适当的价格和激励措施平衡消费者和配送员的参与意愿，而博弈论模型则进一步揭示了平台在不同市场地位下的竞争策略。Nash 均衡用于描述平台在相似市场地位下的竞争行为，而 Stackelberg 博弈则反映了具有先发优势的领导者平台如何在竞争中占据主动地位。

此外，本研究还引入哈密顿-雅可比-贝尔曼（HJB）方程作为最优控制工具，用以优化平台在动态环境下的定价和供需匹配策略。HJB 方程提供了一个统一的优化框架，将定价、需求变化和供给调度等因素纳入其中，帮助平台在不确定的市场环境中实现最优策略。研究结果表明，该方法能够有效应对高波动性市场条件下的需求变化，并为平台的动态定价和资源配置提供了理论依据和实践指导。

综上所述，本研究通过静态与动态定价模型、多归属用户行为、双边市场理论及博弈论的综合分析，为众包物流平台在复杂市场环境中的运营优化提供了创新性的理论支持和实用性建议。未来研究可进一步探索非线性定价模型及多种博弈策略，以应对现实市场中的多样化挑战。

关键词：众包物流；多归属行为；定价策略；Nash 均衡；Stackelberg 博弈；最优控制

Abstract

This study focuses on the pricing strategies of crowdsourcing logistics platforms in a multi-affiliation environment. By establishing static and dynamic pricing models and combining them with game theory and optimal control methods, the study systematically analyzes how platforms can optimize pricing and resource allocation in uncertain market conditions to achieve profit maximization and optimal supply-demand matching. With the rapid development of e-commerce and O2O services, crowdsourcing logistics platforms play a crucial role in two-sided markets. Their multi-affiliation characteristics allow users and couriers to be active on multiple platforms simultaneously, which intensifies market competition complexity and places higher demands on platform pricing and supply-demand balance.

The study first reviews classic static pricing theories, such as linear pricing models and Cournot models, which are suitable for relatively stable market conditions. However, since static pricing methods cannot effectively handle complex market environments with multi-platform competition and demand fluctuations, this research further introduces dynamic pricing theories, including multi-period pricing models and dynamic pricing strategies based on stochastic optimal control. Dynamic pricing models can flexibly adjust prices across different periods, better responding to demand fluctuations and competitor strategy changes, thus improving the platform's long-term profitability and market adaptability.

The analysis of multi-affiliation user behavior is another core aspect of this study. Unlike single-affiliation users, multi-affiliation users select different platforms based on prices, service quality, and subsidy strategies to maximize overall utility. Through multi-homing decision models and multi-attribute utility theory, the study reveals user selection mechanisms in multi-platform environments. It employs extended discrete choice models (e.g., Nested Logit and Mixed Logit) to describe the impact of multi-affiliation behavior on platform pricing strategies. The results indicate that the presence of multi-affiliation users significantly affects the platform's competitive strategy and market share.

In the application of two-sided market theory and game theory, the study explores how platforms can optimize supply-demand matching mechanisms and analyze inter-platform competition using Nash equilibrium and Stackelberg game models. Two-sided market theory emphasizes that platforms balance the participation of consumers and couriers through appropriate pricing and incentives, while game theory models further illustrate platform competition strategies at different market positions. Nash equilibrium is used to describe competition between platforms with similar market positions, while Stackelberg games reflect how leader platforms with first-mover advantages dominate competition.

Additionally, the study introduces the Hamilton-Jacobi-Bellman (HJB) equation as an optimal control tool to optimize platform pricing and supply-demand matching strategies in dynamic environments. The HJB equation provides a unified optimization framework, incorporating factors

such as pricing, demand fluctuations, and supply scheduling, helping platforms achieve optimal strategies in uncertain market conditions. The results demonstrate that this method can effectively address demand fluctuations in highly volatile market conditions and provide theoretical foundations and practical guidance for dynamic pricing and resource allocation on the platform.

In conclusion, this study offers comprehensive analyses of static and dynamic pricing models, multi-affiliation user behavior, two-sided market theory, and game theory to provide innovative theoretical support and practical suggestions for optimizing the operation of crowdsourcing logistics platforms in complex market environments. Future research can further explore nonlinear pricing models and various game strategies to address diverse challenges in real-world markets.

Key words: crowdsourcing logistics; multi-affiliation behavior; pricing strategy; Nash equilibrium; Stackelberg game; optimal control

【目录】

1 引言

1.1 研究背景与意义

随着电子商务和 O2O 服务的兴起，众包物流平台迅速发展，通过灵活的配送网络提高了效率并降低了成本^[1]。其市场特性主要包括以下几点：首先，供需波动性显著，需求端受到用户即时消费和地域差异的影响，供给端则由配送员的兼职属性和工作时间灵活性决定。这种波动性增加了供需匹配的不确定性和挑战。其次，平台参与者的多归属行为加剧了竞争^[2]。消费者和配送员常同时活跃于多个平台，影响平台的市场份额和定价策略。再次，平台广泛采用动态定价策略，以实时平衡供需并提升收益。与固定定价相比，动态定价更能适应需求和供给的变化。此外，市场竞争激烈，多个平台之间的竞争加剧了不确定性，迫使平台不断优化定价和资源分配策略以获取竞争优势。最后，供需匹配的实时性要求平台具备快速反应能力，以提高订单履约率和服务质量。这些市场特性为多归属环境下的定价策略研究提供了重要的理论基础，并为后续章节中的动态定价和博弈分析奠定了基础。

多归属行为指消费者和配送员同时活跃于多个平台，对平台的定价、供需平衡和利润最大化产生深远影响。首先，多归属行为加剧了需求和供给的动态弹性，使得单一平台在定价时需考虑竞争对手的定价策略。其次，多归属行为要求平台的定价策略具备更高的灵活性，以应对跨平台选择和市场波动^[3]。此外，多归属环境下，平台需同时吸引消费者和激励配送员，从而在设计利润最大化策略时平衡定价与报酬，优化供需匹配。这将在第 3 章的运营成本模型和第 5 章的博弈分析中得到详细论述。最后，多归属行为使得平台间的博弈更加复杂，各平台需在纳什均衡条件下制定最优定价策略^[4]。这种博弈将在第 4 章和第 5 章中通过静态与动态模型进行模拟和分析。综上所述，多归属行为对平台定价的动态变化、灵活性及竞争复杂性带来显著影响，为后续的动态定价和博弈分析奠定了坚实基础^[5]。

1.2 研究问题的提出

多归属环境下的众包物流平台在制定定价策略时面临诸多挑战，特别是部分多归属行为 and 市场需求波动所带来的不确定性。这些问题显著增加了供需动态和平台竞争的复杂性，是本研究需要解决的核心问题。

首先，部分多归属行为加剧了市场波动。消费者和配送员在多个平台间切换，往往根据不同平台的价格和报酬变化来选择订单和任务^[5]。这种频繁的跨平台流动性使得单一平台的市场份额变得不稳定，传统的固定定价策略难以应对。平台需要制定灵活的动态定价策略，在考虑时间、市场需求和竞争对手因素的基础上，优化价格和报酬的调整^[6]。这为第 3 章的需求和供给模型分析，以及第 4 章和第 5 章的静态与动态博弈模型的推导奠定了基础。

其次，市场需求波动对定价带来额外挑战。需求的波动性不仅受到多归属行为的影响，还来自高峰和低谷时段的变化、外部不可控因素（如天气和交通）等。这要求平台在不同市场条件下设计出适应性强的定价策略，能够快速预测需求并实现供需匹配。为应对需求波动，平台需要构建动态定价模型，考虑需求的时间变化和随机波动的影响。第 3 章将详细分析这种需求波动对定价的影响，第 4 章和第 5 章则分别从短期和长期角度探讨最优定价策略。

综上所述，部分多归属行为和市场需求波动是平台定价策略中必须应对的核心问题，这决定了平台需要在动态环境中通过博弈分析和优化模型来制定有效的定价策略。后续章节将具体探讨需求与供给的动态、静态与动态定价模型，以及在博弈均衡下的最优策略。

1.3 研究目标与内容

本研究旨在多归属环境下探讨众包物流平台的定价策略，通过构建动态定价和博弈模型，分析平台如何在需求波动和竞争压力下实现收益最大化和供需平衡。具体目标和内容包括：首先，构建基于时间依赖的需求和供给模型，分析平台如何通过价格和报酬的灵活调整应对多归属行为的影响。该模型将考虑不同阶段的需求弹性、竞争对手的价格干扰和市场波动，第 3 章将进行详细的模型推导和分析^[7]。

其次，从静态与动态两种角度探讨定价策略。通过静态博弈模型，分析固定时间段内的最优定价；通过动态博弈模型，研究平台在长期竞争中如何根据对手策略进行调整。第 4 章和第 5 章将分别开展静态与动态博弈的分析、求解和案例验证^[8]。

此外，分析多归属行为对供需平衡的影响，通过哈密顿-雅克比-贝尔曼（HJB）方程的最优控制模型，探讨平台在不同市场情境下如何通过价格和报酬的调整来最小化延迟和调度成本，实现最优供需匹配。这将在第 5 章的动态博弈和最优控制中展开讨论。

最后，综合考察平台在多归属竞争中的短期和长期策略选择，揭示多归属行为如何影响市场博弈均衡和定价的长期优化。该分析将提供静态与动态定价策略的综合评估，并为后续

博弈模型的解读提供理论支撑。

通过上述内容，本研究将系统地分析多归属环境下的定价策略，为平台在复杂市场环境中的运营优化提供理论支持和实践指导。

1.4 研究创新与贡献

在多归属背景下，众包物流平台的定价策略研究具有重要的理论和实践价值^[9]。本研究围绕多归属情境下的动态定价和博弈模型，系统分析了平台在竞争环境中的最优定价策略，提出了一系列创新性的方法和理论应用^[10]。

本研究的首要创新在于将多归属行为纳入定价模型的构建中，通过引入时间依赖的需求和供给函数，模拟多归属参与者在不同平台间的动态选择过程。这种新方法不仅能反映多归属下的需求弹性和竞争干扰，还为平台提供了灵活和精准的定价策略^[11]。同时，本研究在静态与动态博弈模型的基础上，提出了多归属情境下的定价策略分析框架。通过纳什均衡的推导和 Stackelberg 博弈与哈密顿-雅克比-贝尔曼（HJB）方程的引入，研究了平台在短期和长期竞争中的最优策略^[12]。这一框架不仅拓展了博弈模型在多归属环境下的应用，还揭示了平台在多阶段决策中的策略选择，对动态定价和最优控制策略的设计具有理论支撑^[13]。

此本研究的另一贡献在于将定价策略的理论创新与平台的实际竞争环境结合。面对多归属情境下的需求和供给波动，平台的定价策略需要快速响应。本研究不仅提出了理论上的最优定价策略，还通过模型求解和案例验证了这些策略在多归属环境中的适用性，为制定有效的定价和激励机制提供了实践参考^[14]。

在供需平衡的分析中，本研究通过引入延迟成本和调度成本的综合优化模型，探讨了多归属环境下的最优成本控制策略。这一创新涵盖了延迟和调度成本的非线性关系，并将其纳入 HJB 方程，为资源配置和供需匹配提供了新的理论依据。动态博弈分析则进一步拓展了多归属环境下的纳什均衡概念，揭示了平台如何在不同时间阶段通过战略性调整实现纳什均衡。这不仅帮助理解平台在竞争环境中的长期博弈行为，也为多归属平台间的合作与竞争策略提供了新视角和实用性建议^[15]。

综上所述，本研究在多归属情境下的定价策略中提出了多方面的创新，包括多归属行为与定价模型的结合、静态与动态博弈的应用、实际竞争中的理论创新、供需平衡的优化，以及多归属纳什均衡的拓展。这些创新为众包物流平台在复杂市场环境中的定价和供需管理策

略提供了新的理论支持和实用指导。

2 理论分析与策略选择

2.1 众包物流平台的定价策略经典理论

2.1.1 静态定价模型与其局限性

静态定价模型假设平台在给定时间内的价格是固定的,适用于市场条件相对稳定的场景。主要的静态定价模型包括线性定价模型和 Cournot 模型。

首先,线性定价模型是最基础的定价策略,假设定价与需求之间呈线性关系。平台通过设定固定价格,在短期内实现盈利最大化^[16]。在初创期的众包物流平台上,市场竞争相对较弱,需求变化较为平稳时,线性定价模型能够帮助平台快速占领市场份额。然而,线性定价模型无法应对动态市场条件下的需求波动,因为它忽略了消费者的价格弹性和竞争对手的定价干扰,因此在多平台竞争环境中效果有限。

另一种常见的静态定价模型是 Cournot 模型,它基于竞争的定价策略,假设多个平台之间的定价是同时发生的,且平台根据对手的价格调整自身定价,从而形成均衡状态^[16]。在有少数平台竞争且需求弹性较小的市场上, Cournot 模型能较好地描述平台间的定价竞争行为。然而, Cournot 模型假设价格调整是一次性的,难以反映消费者需求的动态变化;此外,它在不确定市场条件下的适用性较差,缺乏对需求波动和随机扰动的适应能力^[17]。

2.1.2 动态定价理论与随机优化方法

动态定价模型旨在通过实时调整价格来应对市场的动态变化和不确定性,是众包物流平台提高竞争力的重要策略。主要的动态定价模型包括多期定价模型和基于随机最优控制的动态定价策略。

多期定价模型允许平台在多个时间段内进行价格调整。平台可以根据历史数据和未来需求预测,动态调整每一期的价格,以实现长期利润最大化。该模型适用于需求波动较大的市场,特别是在高峰期和低谷期的定价调整^[18]。例如,在众包物流中,平台可以在需求高峰期(如节假日或促销期间)设定较高价格,而在需求低谷期降低价格以吸引更多用户。然而,

多期定价模型需要对市场需求变化有准确的预测能力^[19]，且依赖于高质量的数据。如果市场波动过大或不可预测性强，模型的效果会受到限制。

基于随机最优控制的动态定价策略依赖于贝尔曼方程（Bellman Equation）和随机最优控制理论，通过最优化动态规划方法来确定最优定价路径。在这一框架下，平台将未来的利润期望最大化作为目标，在每个时间段根据当前市场条件调整价格^[20]。该策略适用于不确定性较强的市场环境，如需求波动大、竞争对手定价策略难以预测的情况下。众包物流平台可以利用该策略实时调整价格，提高对动态市场的响应能力^[21]。然而，随机最优控制方法的计算复杂度较高，需要高效的算法和大规模的计算资源。特别是在多平台竞争环境下，定价策略的复杂性会进一步增加。

2.2 多归属用户选择行为理论

2.2.1 单归属与多归属行为理论

在众包物流平台中，用户的行为可分为单归属和多归属两种情境。单归属行为指用户仅选择一个平台进行交易，而多归属行为则意味着用户可以同时选择多个平台。在这些行为的研究中，经典的用户决策模型对理解用户的选择机制起到了关键作用。

单归属用户行为通常被描述为效用最大化模型（Utility Maximization Model）。在这一模型中，用户根据平台提供的服务质量、价格和个人偏好，选择带来最大效用的平台。这类模型的假设相对简单，适合市场竞争不激烈、平台特性差异较大的情况^[22]。然而，在竞争激烈、平台功能和服务相似的市场中，单归属模型难以准确预测用户的行为。

相较于单归属行为，多归属用户行为更为复杂。多归属性决策模型（Multi-Homing Decision Model）被广泛应用于分析多归属情境下的用户选择行为。在这一模型中，用户不再被限制为只能选择一个平台，而是可以基于不同平台的价格、服务、促销和补贴策略，同时选择多个平台以最大化其整体效用^[22]。该模型能够更准确地反映用户在多平台竞争环境中的选择行为，特别是当各平台提供的服务具有互补性或用户对不同平台的偏好变化较大时。然而，多归属性决策模型也存在一定的局限性，其复杂性和多样性使得模型的求解和应用难度增加，尤其是在不确定性较高的市场条件下，用户的多归属决策难以精准预测。

2.2.2 多属性效用理论及其在多归属中的应用

多属性效用理论（Multi-Attribute Utility Theory, MAUT）是用户选择行为分析中的核心工具之一^[23]。该理论认为，用户的选择行为是基于多个属性的综合效用评估，这些属性包括价格、服务质量、配送时间、平台声誉等。在多归属情境下，多属性效用理论能够捕捉用户对不同平台特性的综合偏好，从而解释用户在不同平台间的选择机制。

在多归属用户选择的分析中，多属性效用理论常用离散选择模型（如 Logit 模型）来进行建模^[24]。Logit 模型是一种概率选择模型，它通过计算不同选项的效用值，预测用户选择某个选项的概率。在多归属场景中，扩展版的 Logit 模型（如 Nested Logit 或 Mixed Logit）被用来描述用户同时选择多个平台的行为。例如，当用户同时使用 A 平台进行大件配送、B 平台进行小件配送时，多属性效用模型可以根据不同平台的服务属性和用户偏好，预测其具体的选择策略。

然而，多属性效用模型在多归属用户选择中的应用也面临一定挑战。首先，模型需要大量的用户行为数据以准确估计用户对各属性的偏好权重^[25]。此外，由于用户在不同时段和情境下的选择行为可能存在变化，模型的稳定性和适用性会受到影响。因此，在第 3 章的模型构建中，需要结合多属性效用理论，并考虑用户在动态环境中的偏好变化。

2.3 双边市场与博弈论在多平台竞争中的应用

2.3.1 双边市场理论与众包平台的匹配机制

双边市场理论（Two-Sided Market Theory）是分析平台经济的核心框架之一。在众包物流平台中，双边市场特性尤为显著，一边是用户（消费者），另一边是配送员（服务提供者）。平台需要通过价格和激励机制来平衡两边的供需关系，以实现整体效用最大化。

在双边市场理论中，平台通过设置适当的价格来协调供需双方的匹配。例如，平台可以通过为配送员提供更高的补贴来提高供给量，同时通过降低用户端价格来刺激需求。这种双边市场的动态定价机制能够在短期内提高平台的市场份额，但也可能面临价格战和成本高企的风险^[26]。

双边市场中的匹配机制（Matching Mechanism）是关键研究内容之一。匹配机制通过优化供需双方的匹配效率，提高交易成功率和用户满意度。经典的匹配模型包括 Gale-Shapley 算法（Gale-Shapley Algorithm）和市场清算模型（Market Clearing Model）。在众包物流平台

中，这些匹配机制可以用于优化配送员和订单的匹配过程，提高整体运营效率。然而，双边市场理论也面临挑战，特别是在多平台竞争环境下，不同平台之间的匹配机制可能会产生相互干扰，从而影响用户和配送员的选择。

2.3.2 Nash 均衡与 Stackelberg 博弈理论

博弈论(Game Theory)在多平台竞争中的应用主要体现在 Nash 均衡(Nash Equilibrium)和 Stackelberg 博弈(Stackelberg Game)模型。众包物流平台的定价策略和竞争行为往往可以通过这些博弈模型来解释。

Nash 均衡模型假设多个平台在相互观察对手定价策略的基础上，选择使自身利润最大化的定价方案。在均衡状态下，任何一个平台都无法通过单方面调整价格来提高利润。这一模型适用于多平台竞争激烈、各平台在市场上具有相似影响力的情境^[27]。Nash 均衡能够描述平台之间的竞争关系，特别是在需求相对稳定时能够较好地预测平台的定价行为。然而，Nash 均衡模型在动态环境下的适应性较差，因为它假设竞争平台同时作出策略调整，忽略了平台间的时间差异和市场变化。

相比之下，Stackelberg 博弈模型假设竞争平台之间存在领导者-跟随者关系。领导者平台（通常是市场份额较大的平台）首先作出定价决策，而跟随者平台在观察到领导者的定价后调整自身策略^[28]。这种博弈模型适用于市场中存在“先发优势”的情况，特别是当某一平台拥有较大的市场份额或品牌优势时。Stackelberg 博弈能够更好地模拟平台间的不对称竞争，反映出平台在策略制定中的先发优势和跟随策略。然而，该模型在实际应用中需要对市场结构和竞争对手行为有较为准确的估计，否则可能导致次优解的出现。

2.3.3 HJB 方程与最优控制

HJB 方程(Hamilton-Jacobi-Bellman Equation)是动态最优控制理论中的关键工具，用于分析连续时间下的最优策略。众包物流平台的动态定价和供需匹配策略可以通过 HJB 方程来实现最优控制。

在 HJB 方程的框架下，平台的目标是最大化未来利润的期望值。该方程将定价、需求变化和供给调度等因素纳入统一的优化框架中，通过求解 HJB 方程，平台可以在每个时间点选择最优的定价和匹配策略。HJB 方程在多平台竞争中的应用则涉及纳什均衡的动态演化，即在竞争对手的策略变化下，平台如何通过动态调整策略实现最优结果。

HJB 方程的应用有助于解决不确定性市场条件下的动态定价和供需平衡问题。然而,该方程的求解过程相对复杂,尤其是在多平台竞争的情况下,模型计算量大且对数据质量要求高。因此,在第 5 章的动态定价和博弈模型分析中,将结合 HJB 方程的理论基础,对众包物流平台的动态策略进行优化。

3 需求与供给模型构建

3.1 基于多归属的初步分析

在众包物流平台中,消费者和配送员的多归属行为显著影响了平台的运作效率与市场竞争力。消费者的需求决定了平台的订单量,而配送员的服务供给则保障了订单的及时履约。两者之间存在相互作用:一方面,平台需要通过合理定价吸引消费者并满足其需求;另一方面,平台也需激励配送员积极参与,为满足订单提供充足的供给。

消费者和配送员的多归属行为加剧了平台之间的竞争^[29]。消费者可以自由切换平台,根据价格和服务质量做出选择;配送员则根据报酬水平和工作稳定性在多个平台之间动态分配服务时间。因此,平台不仅要制定合理的定价策略以吸引消费者,还需要平衡供需,确保配送员的积极参与,接下来,分别从消费者需求的非线性变化和配送员的多平台服务选择两个角度展开分析^[30]。

3.1.1 消费者的多平台需求决策

消费者在选择平台时基于效用最大化原则,并在多个平台的定价和服务质量之间动态调整其选择策略。本研究的核心目标是探索平台定价与需求之间的相互关系,并分析竞争平台的价格如何影响本平台的需求。假设平台之间的定价策略互相独立,但价格存在间接影响;消费者的需求响应具有非线性弹性特征;随时间推移,需求会因市场饱和、消费者偏好变化等因素而自然衰减。平台 i 的需求量 $n_i^d(p_i, p_j)$ 依赖于自身价格 p_i 及竞争平台 j 的价格 p_j , $n_i^d(p_i, p_j) = f(p_i) + g(p_j)$

其中, $f(p_i)$ 描述了消费者对平台 i 自身价格变化的响应, $g(p_j)$ 表示竞争平台 j 的价格如何干扰平台 i 的需求。这两个因素的作用被假设是独立的,因此需求可以拆解为两部分进行分析。

价格与需求之间存在非线性关系。在实际市场中，当价格较低时，消费者对价格变化的敏感性较弱，即需求不会随价格小幅变动而剧烈变化；然而，当价格超过某个临界点后，需求会显著下降，其模型表达为 $f(p_i) = a(1 - bp_i / (1 + \alpha p_i))$

其中， a 是平台的初始需求规模，在无竞争情况下反映平台的最大市场份额； b 衡量消费者对价格变化的敏感度，值越大表示消费者对价格的变化更为敏感； α 为价格弹性参数，调节需求对价格变化的非线性响应。该模型揭示，当价格 p_i 较小时，分子项 bp_i 呈近似线性增长，需求随价格小幅变化而较为敏感；而随着价格上升，分母 $1 + \alpha p_i$ 的增长放缓了需求减少的速度，体现出非线性弹性。

竞争平台的价格对本平台需求有显著影响。消费者在不同平台之间迁移时，会倾向于选择价格更低的平台。因此，竞争平台 j 的价格 p_j 通过以下模型描述其干扰效应，其模型表达为 $g(p_j) = k \cdot p_j / (1 + \alpha p_j)$

其中， k 衡量价格迁移效应的强度，值越大表示竞争平台价格对本平台需求的干扰越强。该模型说明，当竞争平台价格 p_j 上升时，消费者更倾向于转向平台 i ，从而使需求增加。

为了模拟需求随时间的自然衰减，引入指数衰减项 e^{-at} ，描述市场逐渐饱和、新竞争者进入或消费者偏好变化的影响。最终的时间相关需求模型表达为：

$$n_i^d(p_i, p_j, t) = ae^{-at} \cdot \left(1 - \frac{bp_i(t)}{1 + \alpha p_i(t)}\right) + k \cdot \frac{p_j(t)}{1 + \alpha p_j(t)} \quad (3-1)$$

其中， $n_i^d(p_i, p_j, t)$ 表示平台 i 在时刻 t 的需求量； a 表示平台的初始需求规模，反映其在无竞争情况下的最大市场份额； b 表示消费者对价格变动的敏感度，数值越大表示消费者对价格变化的响应越强烈； k 表示价格迁移效应系数，描述竞争平台价格变化对本平台需求的干扰强度； α 为价格弹性参数，调节需求对价格变化的非线性响应； e^{-at} 为指数衰减项，模拟需求随时间推移而减少的趋势。

3.1.2 配送员的多平台服务选择

配送员的服务选择行为是平台供需管理中的一个关键因素。与消费者类似，配送员也根据自身利益最大化的原则，在多个平台之间灵活选择服务^[31]。这种动态选择行为使得配送员在平台间分配工作时间和精力，给平台的激励政策设计带来挑战。因此，建立配送员供给模型不仅能够刻画配送员的选择行为，还能帮助平台优化管理策略。

为描述配送员的供给行为，设定如下供给量模型：

$$N_i^s(p_i, p_j, t) = \epsilon \cdot \frac{W_i(p_i, t)}{1 + \lambda W_i(p_i, t)} + \beta \cdot \frac{n_i^d(p_i, p_j, t)}{1 + \mu n_i^d(p_i, p_j, t)} \quad (3-2)$$

该模型的关键在于通过两个主要因素——报酬和需求——对供给行为进行分解。配送员会在报酬较高的平台提供更多服务，同时，消费者的需求上升也会吸引更多配送员进行响应。

首先，配送员对报酬的响应可以通过以下过程进行推导。设 $W_i(p_i, t)$ 表示平台 i 在时刻 t 的报酬水平，该报酬通常与平台定价正相关，即 $W_i(p_i, t) = \gamma_i p_i(t)$ ，其中 γ_i 为平台的报酬比例系数。报酬增加通常会吸引更多的配送员为平台提供服务，但边际效应递减现象意味着，随着报酬的持续增加，供给的增速会逐步放缓。这种递减效应可以用下述非线性函数进行描述： $W_i(p_i, t) / (1 + \lambda W_i(p_i, t))$

其中， λ 是报酬的非线性弹性参数，它调节报酬的边际效应。报酬初始增加时，配送员的供给量响应较快，但随着报酬水平的进一步提高， λ 调节了递减效应，使得供给的增长变得缓慢。这种现象能够合理反映现实中的情况，即在报酬达到某一阈值后，继续增加报酬对供给的提升作用有限。

除了报酬，配送员的供给还受到平台需求的直接影响。消费者需求的上升通常会推动更多配送员为平台服务，特别是在市场需求旺盛时。然而，需求对供给的驱动效应同样存在非线性递减效应。假设平台的需求 $n_i^d(p_i, p_j, t)$ 对供给的影响可以描述为： $n_i^d(p_i, p_j, t) / (1 + \mu n_i^d(p_i, p_j, t))$

其中， μ 为需求的非线性弹性参数，它调节需求对供给的边际效应。随着需求的增加，配送员的供给响应初期较为敏感，但当需求达到一定水平后，供给增长也逐渐放缓。这是由于在需求进一步增长时，平台可能已经吸引了足够的配送员，而需求的持续上升带来的供给增量有限。

为了更准确地刻画配送员供给行为的动态性，模型将报酬和需求两个因素进行了加权组合。 ϵ 表示配送员对报酬的敏感度，数值越大表示配送员对报酬的变化响应越强； β 表示需求对供给的驱动权重，值越大表明需求对供给的影响越显著。通过加权组合，可以更加灵活地描述在不同情境下，报酬和需求对配送员行为的不同影响。

最终，供给模型结合了报酬和需求的双重影响，得到了最终表达式 3-2 所示的与时间相关的供给量表达式，该模型表明，平台的供给由报酬和需求两个因素共同驱动，且二者对供给的影响都表现为非线性弹性^[32]。随着报酬和需求的增加，供给响应的增长会逐渐放缓。

通过这种描述，平台可以更清楚地理解配送员行为背后的驱动机制，从而在制定激励政策时更加精确地平衡需求与供给的关系。平台在制定供给管理策略时，应当考虑到报酬的边际效应递减以及需求对供给的限制。综合分析这些因素，可以帮助平台优化激励政策，使得在确保配送员供给充足的前提下，避免过高的报酬投入。

3.2 基于单归属的模型假设

为了在平台多归属行为的背景下，全面刻画消费者和配送员的动态决策，基于多种单归属进行模型构建，分别分析了消费者的多平台需求决策与配送员的多平台服务选择。

一方面，在前面的初步分析中，消费者的大致需求模型表明，其需求不仅受到本平台价格的影响，还受到其他竞争平台的价格干扰，同时具有非线性弹性特性。当价格较低时，需求对价格的变化较不敏感，但当价格超过某一临界点后，需求会迅速下降。这种需求波动给平台的定价策略带来了挑战，需要在竞争压力下保持价格优势。

另一方面，配送员的供给选择受平台报酬水平和消费者需求的双重驱动。配送员根据各平台的激励和订单需求在多个平台之间灵活分配工作时间。供给的非线性响应反映出随着报酬或需求的增长，供给的边际增速会逐渐递减。这意味着平台必须在报酬激励与利润控制之间取得平衡。

为了将上述需求与供给模型应用于实际的定价策略分析，必须对市场的关键因素——如需求、供给、报酬与成本——进行一系列合理的假设。这些假设有利于更准确地模拟市场环境下的多归属行为。下面提出的基本假设将为模型的构建提供理论支撑。

3.2.1 假设 1：双平台竞争下的需求函数

在众包物流市场中，消费者的需求不仅取决于所选择平台的价格，还会受到其他竞争平台价格的影响。这种双重依赖性使得需求函数复杂化，因为消费者通常会比较多个平台的价格、服务质量以及配送时间，以便做出最优选择^[33]。因此，需求模型必须能够反映这些复杂的行为。

首先，平台的初始需求规模是需求模型中的一个关键因素。假设平台 i 的初始需求规模用 a 表示，这个参数反映了在没有竞争的情况下，平台能够在市场中获得的最大需求量。随着时间的推移，市场趋于饱和，需求也会逐渐减少^[34]。为了描述这种自然衰减现象，引入

了指数衰减项 e^{-at} ，从而表示需求随着时间的推移而逐步减少。该项揭示了平台在市场早期阶段需求较高，而随着市场逐渐稳定，需求会逐步减少的情况。这种趋势在实际市场中非常普遍，尤其是在初期阶段，平台能够占据更大的市场份额，随着市场的成熟，需求趋于平稳。

其次，需求与价格之间的关系并不是线性的。消费者对价格变化的敏感性往往是不对称的，当价格较低时，需求对价格的变化反应较为迟缓；然而当价格较高时，需求可能会迅速下降。这种现象表明，价格和需求之间存在非线性关系。为了描述这一现象，引入了价格弹性系数 $\alpha(t)$ ，并假设需求对价格的响应可以通过以下项表示： $1/(1+\alpha(t)p_i(t))$

这个表达式的分母 $1+\alpha(t)p_i(t)$ 中的 $\alpha(t)$ 是时间依赖的价格弹性系数。当平台 i 的价格较低时，分母接近 1，表示需求对价格的变化较为缓和，价格的小幅变动不会显著影响需求。然而，当价格上升时，分母迅速增大，需求随之显著下降，这表明平台在定价策略中需要特别注意定价过高带来的负面影响。通过这一非线性项，模型反映了价格上升时需求会变得更加敏感的特点。

除了自身价格的影响，竞争平台的价格同样会对需求产生重要的干扰。消费者通常会在多个平台之间选择最具性价比的服务。因此，当竞争平台 j 的价格 $p_j(t)$ 上升时，部分消费者会转向价格较为有利的平台 i 。为了描述竞争平台价格对本平台需求的干扰效应，引入了以下项： $k \cdot p_j(t)/(1+\alpha(t)p_i(t))$

其中， k 是竞争平台价格干扰系数，表示竞争价格变化对本平台需求的影响程度。当竞争平台 j 的价格上升时，消费者会更倾向于选择平台 i 的服务，从而使得平台 i 的需求增加。干扰系数 k 越大，表示竞争对手的价格变化对需求的干扰越强烈。这个表达式与平台 i 自身的价格弹性相似，说明当竞争对手价格上升时，平台 i 的需求会随之增加。

然而，市场中的需求变化并不总是可以通过价格和竞争因素完全预测。在现实中，市场还会受到许多外部因素的随机干扰，比如节假日、天气、促销活动等。这些不可控因素会引发需求的波动。因此，为了模拟这些不确定性，在需求模型中引入了随机波动项 $\delta_i(t)$ ，其形式为 $\delta_i(t) = \sigma_d \cdot dB_d^i(t)$ ，其中 $dB_d^i(t)$ 是布朗运动，模拟了市场中的随机需求波动， σ_d 则表示波动的强度。通过加入这一随机波动项，模型能够更好地捕捉市场中的不确定性，使其更加贴近实际市场的动态变化。

为了使需求模型能够适应市场不同阶段的发展，价格弹性系数 $\alpha(t)$ 被设计为时间依赖的。具体来说，假设价格弹性系数随着时间线性增加，即： $\alpha(t) = \alpha_0 + \alpha_1 t$

其中, α_0 是初始价格弹性系数, 表示市场初期消费者对价格变化的敏感性较低; α_1 则反映了随着时间推移, 消费者对价格变化的敏感性逐渐增强。随着市场逐渐成熟和竞争的加剧, 消费者对价格变化变得更加敏感, 因此平台需要根据时间和市场状况调整定价策略。在市场的初期阶段, 平台可以设定较高的价格以获取利润; 但随着竞争压力的增加和市场的成熟, 平台需要逐步降低价格以保持竞争力并吸引更多的消费者。

通过将所有这些因素整合在一起, 平台 i 的需求函数可以最终表示为:

$$n_i^d(p_i, p_j, t) = ae^{-at} \left(\frac{1}{1 + \alpha(t)p_i(t)} \right) + k \cdot \frac{p_j(t)}{1 + \alpha(t)p_j(t)} + \sigma_d \cdot dB_d^i(t) \quad (3-3)$$

其中, $p_i(t)$ 表示平台 i 在时间 t 的定价策略。平台通过调整 $p_i(t)$ 来影响消费者的需求。定价越高, 需求会相应减少。 ae^{-at} 表示反映了需求随时间的衰减, 表达了市场初期需求较高而随着时间推移逐渐减少的趋势。该衰减项使得模型能够更好地反映现实中市场需求变化的时间依赖特性。 $b p_i(t) / (1 + \alpha p_i(t))$ 表示描述了价格对需求的非线性影响, 引用自表达式 3-3 中的价格弹性部分。随着 $p_i(t)$ 增加, 需求递减, 而该递减是通过非线性函数控制的。 α 是价格弹性参数, 控制需求对价格变化的敏感度。此表达式反映了现实市场中, 价格的提升会带来需求的递减效应, 尤其是价格超过某一临界点时, 需求迅速下降。 $k p_j(t) / (1 + \alpha p_j(t))$ 表示竞争对手的定价策略 $p_j(t)$ 对平台 i 需求的影响, 引用了表达式 3-3 中竞争对手价格的干扰部分。 k 是竞争效应系数, 描述了平台 j 的定价如何通过分流消费者影响平台 i 的需求。当竞争对手的价格 $p_j(t)$ 上升时, 消费者更可能选择平台 i , 从而提升需求。 $\delta_i(t)$ 表示随机扰动项, 用于描述市场的不确定性和随机波动, 假设服从布朗运动, 表达为 $\delta_i(t) = \sigma_d \cdot dB_d^i(t)$, 其中 σ_d 是波动强度, $B_d^i(t)$ 是布朗运动。该项引入了市场随机性因素, 引用自表达式 3-3 的市场波动项, 反映了短期内不可预知的需求变化。

这一需求函数反映了消费者在多平台竞争环境下的复杂需求动态, 平台的需求不仅取决于自身价格, 还受到竞争对手价格的干扰, 以及市场不确定性因素的影响。通过时间依赖的价格弹性设计, 模型能够适应市场在不同阶段的变化, 有助于平台制定更为灵活的定价策略。在市场的初期阶段, 平台可以通过设定较高的价格来获取较大的利润空间; 而在市场成熟之后, 平台则需要逐步降低价格以应对竞争对手的压力, 保持市场竞争力并吸引更多消费者。

3.2.2 假设 2: 配送员供给函数与动态选择

配送员的供给行为在多平台竞争环境中表现出动态特性。配送员供给不仅受到平台支付报酬的影响，还与平台的需求量密切相关^[35]。为准确描述配送员的供给行为，供给模型需要考虑报酬、需求以及市场中的随机波动等多方面因素。

首先，平台对配送员的经济激励是影响供给的重要因素。配送员的服务量往往与平台支付的报酬成正比，因此报酬水平是驱动供给的关键参数。假设平台 i 的报酬水平为 $W_i(p_i, t)$ ，并且该报酬与平台的定价 $p_i(t)$ 成正比： $W_i(p_i, t) = \gamma_i p_i(t)$

其中， γ_i 是报酬比例系数，反映了平台定价与报酬的直接关系。配送员的供给量对报酬的响应通常不是线性的，随着报酬的增加，初期供给量的增长会很显著，但当报酬达到一定水平后，供给的边际增速会逐渐放缓。为了刻画这种现象，模型中引入了非线性弹性项： $W_i(p_i, t) / (1 + \lambda W_i(p_i, t))$

该项用于描述随着报酬增加，配送员的供给量呈现出的边际效应递减现象。当报酬较低时，供给量对报酬的变化非常敏感；而当报酬逐渐提高时，供给的增长速度减慢，表明报酬的提升对供给的刺激作用逐渐减弱。这种非线性关系在实际市场中非常常见，反映了报酬的边际效应递减规律。

除了报酬之外，消费者的需求也是影响配送员供给的重要驱动因素。当市场需求上升时，平台需要更多的配送员参与服务，以应对不断增加的订单量。需求的增加直接影响到配送员的供给量。为描述需求对供给的作用，模型中引入了与需求相关的弹性项：

$$n_i^d(p_i, p_j, t) / (1 + \mu n_i^d(p_i, p_j, t))$$

其中， $n_i^d(p_i, p_j, t)$ 表示平台 i 在时刻 t 的需求量， μ 是需求的非线性弹性参数。与报酬的非线性反应类似，需求对供给的影响在初期表现为显著的增长，当需求持续上升时，供给量的增速逐渐放缓。这是因为随着配送员的工作负荷增加或市场中配送员数量的限制，平台即使面临更大的需求，也无法无限制地增加供给。

为了模拟市场中的随机波动，供给模型中还引入了随机波动项 $\sigma_s^i \cdot dB_s^i(t)$ ，其中 $dB_s^i(t)$ 是布朗运动，用于模拟市场中不可预测的外部干扰因素。随机波动项反映了市场环境中的不可控因素对供给的影响，例如天气变化、交通状况或节假日高峰期等。这些随机因素会影响配送员的供给量，例如恶劣天气可能导致配送员的减少，而节假日高峰期可能引发供给的突然增加。通过引入随机波动项，模型能够更全面地捕捉市场中的不确定性，并模拟出供给在随机干扰下的变化。

因此，配送员的供给模型不仅反映了报酬和需求对供给的直接影响，还通过随机波动项

刻画了市场中的不确定性。为了使供需平衡，平台需要在管理报酬和需求时找到最佳的激励措施和管理策略，以应对不断变化的市场环境。在供需关系的动态平衡中，平台需要灵活调整报酬水平和资源分配，以满足需求的波动并保持服务的稳定性。综合以上因素，最终的配送员供给模型可以表示为：

$$N_i^s(p_i, p_j, t) = \epsilon \cdot \frac{W_i(p_i, t)}{1 + \lambda W_i(p_i, t)} + \beta \cdot \frac{n_i^d(p_i, p_j, t)}{1 + \mu n_i^d(p_i, p_j, t)} + \sigma_s^i \cdot dB_s^i(t) \quad (3-4)$$

3.2.3 假设 3：报酬与价格的动态关系

配送员的报酬与平台的定价策略之间通常存在直接的动态关系。在众包物流平台上，报酬的增加往往伴随着平台定价的提高^[36]。这种关系表明，平台通过调控价格不仅影响消费者的需求，还通过影响报酬来调节配送员的供给量。

假设平台 i 的配送员报酬 $W_i(p_i, t)$ 与平台的价格 $p_i(t)$ 之间存在正比关系，具体形式为： $W_i(p_i, t) = \gamma_i p_i(t)$

其中， γ_i 是报酬比例系数，决定了每单位价格所对应的报酬金额。这个表达式说明了当平台 i 提高价格 $p_i(t)$ 时，配送员的报酬也会随之增加。报酬比例系数 γ_i 的取值通常介于 0 和 1 之间，这意味着报酬是价格的一部分，不会超过平台定价的全部收入。这一系数可以被视为平台在报酬和价格之间的平衡调节器。

当 γ_i 较大时，平台会将更多的收入用于支付配送员的报酬，从而激励更多的配送员参与服务。这种策略在高需求时期尤其有效，例如在节假日或高峰时段，当订单需求上升时，平台可以通过提高报酬来吸引更多的配送员。平台提高价格并不完全是为了增加收入，而是为了在需求上升时确保有足够的配送员响应。高报酬可以激励更多的配送员参与，从而维持配送效率。

相反，当 γ_i 较小时，平台在提高价格的同时，报酬比例相对较小，平台保留更多的收益作为利润。这种情况通常适用于低需求时段，平台不需要支付过高的报酬即可吸引足够的配送员。通过降低报酬比例，平台可以在订单量较少时控制成本，以保持运营效率。

平台可以根据不同的市场条件灵活调整报酬比例系数 γ_i 。例如，在订单需求低迷的情况下， γ_i 可以被设置得较小，以减少运营成本，保证平台仍然能够获取利润。而在高需求时段， γ_i 则可以增大，进一步激励配送员以应对需求的增长。这样的平台定价策略能够在需求变化时进行动态调整，确保平台在不同市场条件下都能维持供需平衡，并优化运营效率。

这一假设模型捕捉了平台价格和报酬之间的紧密关系，反映了价格上调时报酬同步上升的机制。通过这一机制，平台不仅能通过价格调控消费者的需求，还能通过价格变化间接调控配送员的供给。在激烈的市场竞争环境下，平台需要不断根据市场状况调整定价和报酬策略，以保持高效运营并降低因供需失衡而产生的成本。最终的报酬与价格关系的表达式为：

$$W_i(p_i, t) = \gamma_i p_i(t) \quad (3-5)$$

通过灵活调整 γ_i ，平台能够有效管理配送员的激励机制。高需求时段，增大报酬比例激励更多配送员投入工作；而在低需求时段，降低报酬比例则有助于平台降低运营成本。这种动态的价格与报酬关系，为平台实现供需平衡提供了有效的手段。

3.2.4 假设 4：动态定价与利润最大化问题

为了在竞争激烈的市场中获胜，平台必须通过合理的定价策略来实现利润最大化。由于价格不仅影响消费者的需求，还决定了平台支付给配送员的报酬，因此平台需要平衡多重因素来优化利润。将逐步分析影响利润的各个因素，并推导出平台的利润函数^[37]。

首先，平台的收入直接与平台的定价以及消费者的需求相关。平台 i 在时刻 t 的收入来源于消费者为订单支付的费用。因此，平台的总收入取决于两个主要因素：平台的价格 $p_i(t)$ 和订单需求量 $n_i^d(p_i, p_j, t)$ 。订单需求量由平台 i 的价格 $p_i(t)$ 和竞争平台 j 的价格 $p_j(t)$ 决定。当平台提高价格时，虽然单个订单的收入增加，但较高的价格也会导致需求减少。因此，平台的收入可以表示为 $p_i(t) \cdot n_i^d(p_i, p_j, t)$ 。这部分反映了平台通过消费者支付的费用所获得的收益，随着价格的调整，需求也会动态变化，影响平台的总收入。

接下来是平台支付给配送员的报酬成本。平台必须通过支付报酬来吸引配送员提供服务。假设报酬 $W_i(p_i, t)$ 与平台定价 $p_i(t)$ 成正比，即： $W_i(p_i, t) = \gamma_i p_i(t)$

其中， γ_i 是报酬比例系数。配送员的供给量 $N_i^s(p_i, p_j, t)$ 取决于消费者的需求和平台提供的报酬水平。随着需求增加，平台需要更多的配送员参与服务，从而增加报酬成本。报酬成本可以表示为 $W_i(p_i, t) \cdot N_i^s(p_i, p_j, t)$ 。这部分成本随价格和配送员供给的增加而增加，意味着平台需要在定价和供给管理之间取得平衡，避免因报酬过高而导致成本飙升。

此外，平台还需要考虑运营成本。运营成本主要来源于供需不平衡导致的调度成本、配送延迟等额外费用。当需求量大于供给量时，配送员不足会导致延迟，而当供给量过剩时，平台则会承担不必要的管理成本。因此，运营成本 $C_i(n_i^d, N_i^s)$ 取决于订单需求和配送员供给之间的平衡，表示为 $C_i(n_i^d, N_i^s)$ 。这部分成本反映了平台为确保服务效率而支付的代价。

保持供需平衡是控制运营成本的关键。

通过分析平台的收入、报酬成本和运营成本,可以看到平台的利润不仅受到价格的影响,还与需求量、供给量及其平衡程度相关。因此,平台的最终利润可以表示为收入减去报酬成本和运营成本:

$$\Pi_i(p_i, p_j, t) = p_i(t) \cdot n_i^d(p_i, p_j, t) - \gamma_i p_i(t) \cdot N_i^s(p_i, p_j, t) - C_i(n_i^d, N_i^s) \quad (3-6)$$

该表达式表明,平台通过调整价格,能够直接影响需求、报酬以及供给,从而影响利润。为了实现利润最大化,平台需要动态调整定价策略,在满足订单需求的同时控制报酬成本和运营成本。

3.2.5 假设 5: 延迟成本与供需平衡

在实际运营中,供需不平衡往往会导致延迟服务和额外的运营成本^[38]。平台需要通过对供给与需求的精准调控来减少服务延迟,进而降低运营成本。延迟成本的公式可以表示为:

$$L_i(t) = \theta \cdot \max(n_i^d(p_i, p_j, t) - N_i^s(p_i, p_j, t), 0)$$

当平台的需求量 $n_i^d(p_i, p_j, t)$ 超过供给量 $N_i^s(p_i, p_j, t)$ 时,平台将承担每单位超出需求的延迟成本 θ 。其中, θ 是延迟成本系数,反映了每单位需求超过供给时产生的额外延迟费用。具体来说,若供给不足,服务延迟会导致额外的运营负担,延迟成本会随着供需缺口的扩大而增加。而如果供给满足或超过需求,则该项为零,意味着不存在延迟成本。

平台的总运营成本不仅包括延迟成本,还要考虑调度和管理成本。调度管理成本可以通过供给量的平方项来表示,因为随着供给量的增加,调度所需的资源和协调复杂度会呈现非线性增长。总的运营成本公式为:

$$C_i(n_i^d, N_i^s) = \theta \cdot \max(n_i^d(p_i, p_j, t) - N_i^s(p_i, p_j, t), 0) + \eta \cdot (N_i^s(p_i, p_j, t))^2 \quad (3-7)$$

第一项代表延迟成本,说明当需求大于供给时产生的服务延迟费用。第二项为调度成本, η 是调度成本系数,表示随着配送员供给量的增加,平台需要花费更多资源进行调度和管理。这部分成本与供给量的平方成正比,反映出调度成本随着供给量增加而非线性增长。即便供给量超过需求,调度成本依然存在,表明过多的供给可能导致调度资源的浪费。

延迟成本和调度成本之间的平衡对平台的高效运营至关重要。过低的供给会导致延迟成本上升,影响服务质量;而过高的供给则会带来不必要的调度成本。因此,平台需要在供需之间保持动态平衡,通过合理的定价和报酬策略来降低供需失衡的风险。

进一步分析运营成本表达式中的各个部分, $\theta \cdot \max(n_i^d(p_i, p_j, t) - N_i^s(p_i, p_j, t), 0)$ 这

一项显示了需求超出供给的负面影响，即在配送员不足的情况下，延迟服务的额外成本。而 $\eta \cdot (N_i^s(p_i, p_j, t))^2$ 项揭示了平台在确保供给充足时不可忽视的管理开销，特别是随着供给量的增加，调度费用会呈现指数式的增长。因此，平台需要权衡延迟成本和调度成本，以避免过度或不足的供给。

总结来说，平台通过控制供给和需求的平衡，不仅可以减少延迟成本，还可以控制调度管理成本。优化供需平衡能够有效提升平台的运营效率，帮助平台在保持服务质量的同时，实现利润最大化。

3.2.6 假设 6：动态博弈与纳什均衡

众包物流平台之间的竞争可以看作是一个动态博弈^[39]。每个平台的目标是在给定的市场环境下，通过合理的定价策略实现长期利润最大化。在这种竞争环境中，每个平台不仅要优化自身的利润，还必须考虑竞争对手的反应。平台 i 的定价策略可以通过以下期望最大化问题来描述：
$$\max_{p_i(t)} \mathbb{E} \left[\int_0^T (\Pi_i(p_i, p_j, t) - \rho_i Y_i^2(t)) dt \right]$$

其中， $Y_i(t)$ 表示市场中的随机波动因素，这些因素包括市场需求波动、配送延迟、供应链中断等。 $Y_i(t)$ 的随机性反映了市场的不确定性对平台运营的直接影响。为了量化这些不确定性对利润的风险，模型中引入了 $\rho_i Y_i^2(t)$ 项， ρ_i 是平台的风险成本系数。 ρ_i 描述了平台对市场波动的容忍度，数值越大，表示平台对不确定性越敏感，倾向于在定价策略中减少风险；数值越小，则表示平台更愿意承受市场波动，以追求更高利润。

在该模型中，平台 i 通过动态调整价格 $p_i(t)$ ，试图在竞争对手平台 j 的价格 $p_j(t)$ 和市场不确定性条件下最大化其累积利润的期望值^[40]。这个目标是基于在时间区间 $[0, T]$ 内的累计利润进行优化，而市场处于持续变化中，因此模型采用了随机控制方法来捕捉市场波动的影响。

利润函数 $\Pi_i(p_i, p_j, t)$ 表示平台 i 在时刻 t 的利润水平，受平台自身价格 $p_i(t)$ 和竞争对手平台 $p_j(t)$ 共同影响。动态博弈模型中的平台定价策略与对手定价策略相互依赖，因此每个平台在优化其利润时，必须同时考虑竞争对手的行为。这种相互依赖性形成了一个博弈框架，平台必须在竞争对手定价策略不变的假设下优化自身策略。

平台的目标是在风险成本可控的情况下，最大化利润的期望值。这个优化问题的求解需要平台在时间区间 $[0, T]$ 内选择一个最优的价格路径 $p_i(t)$ ，以实现最大利润。定价的路径不仅受到竞争对手定价的影响，还受到市场波动的扰动。

在动态博弈框架中，纳什均衡条件描述了一个市场稳定解。在纳什均衡下，所有平台的策略相互依赖且最优。具体来说，对于平台 i ，当给定竞争对手平台 j 的定价策略 $p_j(t)$ 时，平台 i 的定价策略 $p_i(t)$ 是使其自身利润最大化的。如果平台 i 假设平台 j 的定价不变，那么平台 i 无法通过单方面调整定价策略进一步提高其利润。每个平台都选择了使其自身利润最大化的定价策略。在这种均衡状态下，任何一个平台都无法通过改变其定价来进一步增加利润。这个均衡状态代表了市场的稳定解，描述了竞争平台在复杂环境中的相互适应过程。动态博弈模型为平台提供了一个工具，使其能够根据市场动态灵活调整定价策略。通过求解纳什均衡，平台可以在面对竞争对手定价策略和市场波动时找到最优的定价路径，从而实现长期利润最大化。最终的纳什均衡条件公式为：

$$\frac{\partial}{\partial p_i} \mathbb{E} \left[\int_0^T \left(\Pi_i(p_i, p_j, t) - \rho_i Y_i^2(t) \right) dt \right] = 0 \quad (3-8)$$

3.2.7 哈密顿-雅克比-贝尔曼（HJB）方程

在众包物流平台的定价问题中，平台需要在给定时间内，通过不断调整价格 $p_i(t)$ 来实现预期利润的最大化^[41]。由于市场需求和供给的动态演化受到外部环境的波动影响，这个问题可以用随机动态优化的框架来描述。为了求解这一复杂的优化问题，需要引入哈密顿-雅克比-贝尔曼（HJB）方程来刻画平台的价值函数 $V_i(n_i^d, N_i^s, t)$ 的演化规律。

首先，平台的价值函数 $V_i(n_i^d, N_i^s, t)$ 表示从当前时刻 t 开始，给定当前的需求 n_i^d 和供给 N_i^s ，平台在剩余时间内能够获得的最大期望利润。为了将这个价值函数形式化，引入如下表达式： $V_i(n_i^d, N_i^s, t) = \max_{p_i(t)} \mathbb{E} \left[\int_t^T \left(\Pi_i(p_i(t), p_j(t), t) - \rho_i Y_i^2(t) \right) dt \right]$

其中， \mathbb{E} 表示对随机因素的期望， T 是终止时刻， $Y_i(t)$ 表示市场中不可控的随机波动， ρ_i 是与风险相关的成本系数。该期望表达式表明平台在时间区间 $[t, T]$ 内通过调整定价策略 $p_i(t)$ ，在考虑风险因素的情况下最大化利润。风险成本 $\rho_i Y_i^2(t)$ 反映了平台希望通过合理的定价来减少市场波动对收益的负面影响。

接下来，为了进一步理解该优化问题，需要分析平台的利润函数 $\Pi_i(p_i(t), p_j(t), t)$ 。平台的利润由三个部分构成。

首先是平台的收入项。平台的收入依赖于其定价 $p_i(t)$ 以及市场的需求 $n_i^d(p_i(t), p_j(t), t)$ ，因此收入可以用以下表达式表示： $p_i(t) \cdot n_i^d(p_i(t), p_j(t), t)$ ，这部分收入表明平台通过用户支付的费用所获得的利润，它随着定价策略 $p_i(t)$ 和消费者的需求

$n_i^d(p_i(t), p_j(t), t)$ 变化而波动。定价越高，单个订单的收入可能增加，但同时需求可能会下降；定价过低则可能导致收入不足。

接下来是报酬成本。为了维持足够的供给，平台需要支付报酬给配送员，报酬的总成本可以表示为 $W_i(p_i(t), t) \cdot N_i^s(p_i(t), p_j(t), t)$ ，其中 $W_i(p_i(t), t)$ 是与定价相关的报酬函数， $N_i^s(p_i(t), p_j(t), t)$ 表示供给量。因此报酬成本为： $W_i(p_i(t), t) \cdot N_i^s(p_i(t), p_j(t), t)$ ，这个公式说明，随着平台提高价格来增加收入，报酬成本也会增加。平台需要在收入和报酬成本之间取得平衡，以确保能够维持足够的配送员数量，但同时也要避免报酬过高导致成本上升过快。

第三部分是运营成本。运营成本反映了供需不平衡造成的管理和调度费用。它可以通过 $C_i(n_i^d, N_i^s)$ 来表达，该项描述了当需求和供给不匹配时，平台为保证服务而产生的成本： $C_i(n_i^d, N_i^s)$ ，该运营成本的高低取决于供需平衡。当需求远大于供给时，平台可能面临较大的延迟和服务失败风险，从而增加运营成本；反之，当供给过多时，调度和管理成本上升，平台需要支付不必要的开支。因此，运营成本项是平台控制供需平衡的重要参数^[42]。

通过以上三部分，平台的利润函数 $\Pi_i(p_i(t), p_j(t), t)$ 可以被整合为：

$$\Pi_i(p_i(t), p_j(t), t) = p_i(t) \cdot n_i^d(p_i(t), p_j(t), t) - W_i(p_i(t), t) \cdot N_i^s(p_i(t), p_j(t), t) - C_i(n_i^d, N_i^s)$$

这是平台的总利润函数，展示了收入、报酬成本和运营成本如何共同决定平台的利润水平。为了找到能够最大化该利润的定价策略，引入哈密顿-雅克比-贝尔曼（HJB）方程。根据动态规划原理，价值函数 $V_i(n_i^d, N_i^s, t)$ 的演化遵循以下 HJB 方程：

$$\frac{\partial V_i}{\partial t} + \max_{p_i(t)} \left\{ \Pi_i(p_i(t), p_j(t), t) - \rho_i Y_i^2(t) + \frac{\partial V_i}{\partial n_i^d} \mu_i + \frac{\partial V_i}{\partial N_i^s} \mu_{s,i} + \frac{1}{2} \frac{\partial^2 V_i}{\partial (n_i^d)^2} \sigma_i^2 + \frac{1}{2} \frac{\partial^2 V_i}{\partial (N_i^s)^2} \sigma_{s,i}^2 \right\} = 0$$

其中， $(\partial V_i / \partial n_i^d), \mu_i$ 表示需求的漂移对价值函数的影响， μ_i 是需求的漂移项，表示需求随时间的平均变化率。 $(\partial V_i / \partial N_i^s), \mu_{s,i}$ 描述供给变化对价值函数的影响， $\mu_{s,i}$ 是供给的漂移项。需求和供给的波动对价值函数的二阶影响通过 $(1/2), (\partial^2 V_i / \partial (n_i^d)^2), \sigma_i^2$ 和 $(1/2), (\partial^2 V_i / \partial (N_i^s)^2), \sigma_{s,i}^2$ 反映， σ_i 和 $\sigma_{s,i}$ 分别是需求和供给的波动强度，反映了不确定性对平台价值的影响。 $\partial V_i / \partial t$ 表示价值函数随时间的变化率。最优控制项 $\max_{p_i(t)} \{\dots\}$ 表示平台通过动态调整价格 $p_i(t)$ 来使利润函数 $\Pi_i(p_i(t), p_j(t), t)$ 最大化。

接下来，通过随机微分方程（SDE）来描述需求和供给的动态变化。需求 $n_i^d(t)$ 的变化由以下方程描述： $dn_i^d(t) = \mu_i dt + \sigma_i dB_i(t)$

其中， μ_i 是需求的漂移项， σ_i 是需求的波动强度， $B_i(t)$ 是布朗运动，反映了需求

变化中的随机性。

同样地，供给 $N_i^s(t)$ 的变化由以下方程描述： $dN_i^s(t) = \mu_{s,i}dt + \sigma_{s,i}dB_s^i(t)$

其中， $\mu_{s,i}$ 是供给的漂移项， $\sigma_{s,i}$ 是供给的波动强度， $B_s^i(t)$ 是供给中的随机扰动。

通过这些方程描述了需求和供给随时间的随机演化过程。结合 HJB 方程，平台可以找到其最优的定价策略，最大化其在需求和供给波动条件下的预期利润。最终的 HJB 方程是平台定价优化问题的核心，经过推导后，最终可以得出如下形式：

$$\frac{\partial V_i}{\partial t} + \max_{p_i(t)} \left\{ \Pi_i(p_i(t), p_j(t), t) - \rho_i Y_i^2(t) + \frac{\partial V_i}{\partial n_i^d} \mu_i + \frac{\partial V_i}{\partial N_i^s} \mu_{s,i} + \frac{1}{2} \frac{\partial^2 V_i}{\partial (n_i^d)^2} \sigma_i^2 + \frac{1}{2} \frac{\partial^2 V_i}{\partial (N_i^s)^2} \sigma_{s,i}^2 \right\} = 0 \quad (3-9)$$

这一方程是平台定价优化问题中的最终表达式，它描述了平台价值函数的动态演化以及最优定价策略的推导过程。

3.2.8 纳什均衡条件

在多平台的竞争环境中，平台 i 和平台 j 的定价策略之间可以看作是一个博弈过程。在这个博弈中，每个平台都试图通过调整自身的定价策略，来最大化其利润^[43]。当博弈达到均衡时，两个平台的定价策略都达到了一个最优状态，即在假定对手策略保持不变的情况下，任何一个平台都无法通过单方面调整自己的价格来提高利润。这种状态称为纳什均衡。

纳什均衡的核心思想是，每个平台的定价决策不仅要考虑自身的需求和供给，还必须考虑竞争对手的定价行为。每个平台都在选择一个最优的定价策略，而这个策略是在假定对手定价策略不变的前提下实现的最佳反应^[44]。这样，每个平台的策略不仅影响自己的利润，还通过需求和供给等因素影响对手的利润。

在纳什均衡下，平台 i 和平台 j 的定价策略分别记为 $p_i^{(t)}$ 和 $p_j^{(t)}$ 。为了保证均衡状态的实现，平台 i 的定价策略 $p_i^{(t)}$ 必须使得其利润函数 $\Pi_i(p_i(t), p_j(t), t)$ 对自身定价的偏导数为零： $\partial \Pi_i(p_i^*(t), p_j(t), t) / \partial p_i(t) = 0$

同理，平台 j 的定价策略 $p_j^{(t)}$ 也需要满足其利润函数 $\Pi_j(p_j(t), p_i(t), t)$ 对自身定价的偏导数为零： $\partial \Pi_j(p_j^*(t), p_i(t), t) / \partial p_j(t) = 0$

这两个条件表明，在均衡状态下，平台 i 和平台 j 分别找到了使其利润最大化的定价策略。对于每个平台来说，在对手定价策略保持不变的情况下，单方面改变自己的定价并不能带来更高的利润。每个平台都没有动力去改变其当前策略，因为该策略已经是最优的。

接下来详细推导均衡条件。假设平台 i 和平台 j 的利润函数 Π_i 和 Π_j 分别为：

$$\Pi_i(p_i(t), p_j(t), t) = p_i(t)n_i^d(p_i(t), p_j(t), t) - W_i(p_i(t), t)N_i^s(p_i(t), p_j(t), t)$$

$$\Pi_j(p_j(t), p_i(t), t) = p_j(t)n_j^d(p_j(t), p_i(t), t) - W_j(p_j(t), t)N_j^s(p_j(t), p_i(t), t)$$

其中, $n_i^d(p_i(t), p_j(t), t)$ 和 $n_j^d(p_j(t), p_i(t), t)$ 分别表示平台 i 和平台 j 的需求函数; $W_i(p_i(t), t)$ 和 $W_j(p_j(t), t)$ 分别是两个平台的报酬函数; $N_i^s(p_i(t), p_j(t), t)$ 和 $N_j^s(p_j(t), p_i(t), t)$ 则是供给量。平台 i 和平台 j 的利润分别来源于其定价与需求的乘积减去供给相关的报酬成本。

要找到纳什均衡点, 需要对平台 i 和平台 j 的利润函数分别对其各自的定价策略 $p_i(t)$ 和 $p_j(t)$ 求偏导。首先, 对于平台 i , 对其利润函数 Π_i 对 $p_i(t)$ 求导:

$$\frac{\partial \Pi_i}{\partial p_i(t)} = \frac{\partial}{\partial p_i(t)} (p_i(t)n_i^d(p_i(t), p_j(t), t) - W_i(p_i(t), t)N_i^s(p_i(t), p_j(t), t)) = 0$$

这个表达式表明, 在均衡状态下, 平台 i 的利润函数相对于其定价 $p_i(t)$ 的偏导数为零, 意味着平台 i 找到了其最优定价策略 $p_i^*(t)$, 在此定价下, 平台 i 的利润已经最大化。类似地, 对于平台 j , 对其利润函数 Π_j 对 $p_j(t)$ 求导:

$$\frac{\partial \Pi_j}{\partial p_j(t)} = \frac{\partial}{\partial p_j(t)} (p_j(t)n_j^d(p_j(t), p_i(t), t) - W_j(p_j(t), t)N_j^s(p_j(t), p_i(t), t)) = 0$$

这一条件表明, 平台 j 也通过其定价策略 $p_j^*(t)$ 使其利润达到了最大化。换句话说, 平台 j 的利润函数对定价的变化率为零, 意味着它已经找到了使自身利润最大化的策略。

这两组条件构成了纳什均衡的关键部分。每个平台的定价策略不仅会影响其自身的利润, 还会影响对手的利润, 因此它们的利润函数是相互依赖的。通过联立求解这些条件方程, 平台 i 和平台 j 的定价策略将达成最优解, 即纳什均衡点。在这一均衡点上, 两个平台的策略是相互依赖且最优的。

在这个博弈模型中, 每个平台的需求函数不仅受到自身定价的影响, 还会受到对手定价的干扰。这意味着, 平台 i 在确定其定价策略时, 不仅要考虑自身的市场需求, 还需要预期对手平台 j 的定价对其需求的干扰。同样, 平台 j 也面临类似的问题。因此, 纳什均衡点提供了一个动态的解决方案, 即每个平台都在考虑对手策略的情况下, 选择对自己最有利的定价方案。

这种相互依赖的策略选择确保了在纳什均衡下, 市场达到了一个相对稳定的状态。在这一状态下, 每个平台都没有动力去单方面调整定价, 因为改变定价不会带来额外的利润提升。市场的竞争达到了平衡状态, 两个平台都在各自的约束条件下实现了利润最大化^[45]。

通过联立求解这些纳什均衡条件方程，平台 i 和平台 j 可以分别找到自己的最优定价策略。这些策略不仅使得它们各自的利润最大化^[46]，同时也保证了它们在竞争中的地位。特别是，在这种竞争环境下，找到纳什均衡点可以帮助平台在长期竞争中保持稳定的利润来源，并确保在市场波动的情况下做出最优决策。

因此，最终的纳什均衡条件可以总结为：

$$\frac{\partial \Pi_i}{\partial p_i(t)} = 0, \frac{\partial \Pi_j}{\partial p_j(t)} = 0 \quad (3-10)$$

这一最终表达式描述了在博弈的均衡状态下，平台 i 和平台 j 如何通过各自的最优定价策略来实现利润最大化。通过解这些方程，两个平台可以确定在竞争环境中实现长期利润最大化的定价策略。在这个均衡点上，两个平台都无法通过单方面调整价格来进一步提升利润，这确保了市场的竞争平衡和稳定性。

4 静态定价与博弈分析

1.1 静态定价模型

4.1.1 模型推导

在众包物流市场中，平台的定价不仅影响自身的利润，还会对消费者的选择和配送员的供给产生深远的影响。因此，建立了一个静态定价模型，分析在一定的时间框架内，平台如何通过价格策略来实现利润最大化。该模型基于第 3 章中提出的假设，尤其是关于需求、供给和报酬等关键因素的建模假设。首先，回顾并细化该模型的构建基础。模型的主要目标是通过调整平台 i 的定价策略 p_i ，使其在竞争环境中获得最大的利润。以下是具体的模型的具体表达式：

$$\Pi_i(p_i, p_j) = p_i \cdot n_i^d(p_i, p_j) - W_i(p_i) \cdot N_i^s(p_i, p_j) \quad (4-1)$$

其中， $\Pi_i(p_i, p_j)$ 表示平台 i 的总利润，依赖于自身定价 p_i 和竞争平台 p_j 的定价策略。此表达式与表达式 3-6 一致，即在假设 4 中提出的利润最大化公式。在这个静态定价模型中，平台 i 通过调节定价来影响总利润，包括需求和供给两方面。 p_i 是平台 i 的定价，代表消费者在平台 i 上支付的价格。定价 p_i 不仅影响平台的收入，还决定了平台支付给配送员的报酬，并间接影响配送员的供给。 p_j 是竞争平台 j 的定价，代表消费

者在其他平台上可能支付的价格。平台 i 的需求函数会受到竞争平台定价 p_j 的干扰，影响其总需求。 $n_i^d(p_i, p_j)$ 是平台 i 的需求函数，依赖于自身定价 p_i 和竞争平台 p_j 的定价。此表达式来源于表达式 3-3，即在假设 1 中的需求函数。该函数说明，平台的需求不仅取决于自身价格，还会受到竞争对手的价格干扰，以及市场中的随机波动因素的影响。 $W_i(p_i)$ 是平台支付给配送员的报酬，假设与平台定价成正比， $W_i(p_i) = \gamma_i p_i$ 。此表达式与表达式 3-5 一致，即在假设 3 中提出的报酬与价格的线性关系。通过调整 γ_i ，平台能够动态调节报酬比例，从而影响配送员的工作积极性和供给量。 $N_i^s(p_i, p_j)$ 是平台的供给函数，代表愿意为平台服务的配送员数量。供给函数取决于平台的定价 p_i 和竞争平台 p_j 的定价。此表达式来源于表达式 3-4，即在假设 2 中的供给函数。配送员的供给不仅受到报酬的影响，还与市场需求相关，且包含了随机波动因素。

该模型的基础来源于假设 1 和假设 2 对于需求和供给的描述。假设消费者的需求不仅受自身定价影响，还受竞争平台价格的影响。同样，配送员的供给与平台支付的报酬密切相关，且报酬与定价呈正相关。

对于需求函数的建模，消费者的需求行为决定了平台的收入。基于 3.1.1 中的描述，消费者会在多个平台之间进行选择，需求不仅取决于平台 i 的定价 p_i ，还受到竞争平台 j 的定价 p_j 的影响。假设消费者对价格的响应是非线性的，并受到价格弹性等因素的影响。由于要考虑到消费者对平台 i 的定价 p_i 的反应，以及竞争平台 j 的定价 p_j 对需求的影响，所以，引入表达式 3-1 中的需求函数

对于供给函数的建模，供给函数描述了平台 i 的配送员供给行为。配送员的供给量 $N_i^s(p_i, p_j)$ 主要受到平台支付给他们的报酬 $W_i(p_i)$ 的影响。假设平台的报酬 $W_i(p_i)$ 与平台定价 p_i 成正比，结合表达式 3-5 之后，构建以下供给函数描述供给的非线性响应：

$$N_i^s(p_i, p_j) = \epsilon \frac{W_i(p_i)}{1 + \lambda W_i(p_i)} + \beta \frac{n_i^d(p_i, p_j)}{1 + \mu n_i^d(p_i, p_j)} \quad (4-2)$$

其中， ϵ 表示配送员对报酬的敏感度，值越大，配送员对报酬的变化反应越敏感。 λ 表示报酬的非线性弹性系数，控制供给随报酬增长逐渐减缓的趋势。随着报酬的增加，供给增长会放缓，捕捉边际递减效应。 β 表示需求对供给的影响权重，表示需求的增长如何驱动供给的增加。 μ 表示需求的非线性弹性系数，控制需求对供给的影响，随着需求的增长，供给的增长也逐渐趋缓。

该模型的推导源自假设 2，即配送员的供给不仅依赖于平台的报酬，还依赖于平台的需

求量。具体而言，通过第一项表示报酬与供给的非线性关系，报酬的增加呈现出递减的边际效应。当报酬较低时，增加报酬会明显提升供给量，但报酬达到一定水平后，供给的提升将逐渐减缓。通过第二项描述了需求对供给的推动作用。平台需求越大，更多配送员愿意提供服务，但供给增长的边际效应同样递减，受参数 μ 控制。

将需求函数和供给函数代入平台的利润函数，得到：

$$\Pi_i(p_i, p_j) = p_i \left[a e^{-at} \left(1 - \frac{b p_i}{1 + \alpha p_i} \right) + k \cdot \frac{p_j}{1 + \alpha p_j} \right] - W_i(p_i) \cdot N_i^s(p_i, p_j)$$

进一步代入 $W_i(p_i) = \gamma_i p_i$ 和 $N_i^s(p_i, p_j)$ ：

$$\Pi_i(p_i, p_j) = p_i \left[a e^{-at} \left(1 - \frac{b p_i}{1 + \alpha p_i} \right) + k \cdot \frac{p_j}{1 + \alpha p_j} \right] - \gamma_i p_i \left(\epsilon \cdot \frac{\gamma_i p_i}{1 + \lambda \gamma_i p_i} + \beta \cdot \frac{n_i^d(p_i, p_j)}{1 + \mu n_i^d(p_i, p_j)} \right) \quad (4-3)$$

这个利润函数的推导反映了两大关键因素：利润函数中的收入项 $p_i \cdot n_i^d(p_i, p_j)$ 表示平台通过定价从消费者处获得的收入。需求函数 $n_i^d(p_i, p_j)$ 依赖于平台的定价 p_i 和竞争平台 p_j 的定价。该项反映了随着平台定价变化，平台收入的动态变化。成本项 $W_i(p_i) \cdot N_i^s(p_i, p_j)$ 表示平台支付给配送员的成本。通过将报酬函数 $W_i(p_i) = \gamma_i p_i$ 代入，成本与平台定价直接相关。供给函数 $N_i^s(p_i, p_j)$ 反映了配送员对报酬和需求的敏感性，捕捉了报酬与供给之间的非线性关系。

4.1.2 模型求解

为了使平台 i 的利润 $\Pi_i(p_i, p_j)$ 最大化，就要找到最优的定价策略 p_i^* ，即能够使利润最大化的定价。这要求对利润函数 $\Pi_i(p_i, p_j)$ 进行求导，并找到使得一阶导数为零的点 p_i^* 。而为了找到最优定价策略 p_i^* ，首先对利润函数 $\Pi_i(p_i, p_j)$ 对 p_i 进行一阶导数求解：

$$\frac{\partial \Pi_i(p_i, p_j)}{\partial p_i} = \frac{\partial}{\partial p_i} [p_i \cdot n_i^d(p_i, p_j) - W_i(p_i) \cdot N_i^s(p_i, p_j)]$$

接下来，分别对利润函数的收入项和成本项进行求导。收入项为：

$$p_i \cdot n_i^d(p_i, p_j) = p_i \cdot \left[a e^{-at} \left(1 - \frac{b p_i}{1 + \alpha p_i} \right) + k \cdot \frac{p_j}{1 + \alpha p_j} \right]$$

使用乘积法则对该项进行求导：

$$\frac{\partial}{\partial p_i} [p_i \cdot n_i^d(p_i, p_j)]$$

即分别对 p_i 乘以 $n_i^d(p_i, p_j)$ 的每一部分进行求导：

对 $p_i \cdot a e^{-at} \left(1 - \frac{b p_i}{1 + \alpha p_i} \right)$ 求导：

$$\frac{\partial}{\partial p_i} [p_i \cdot ae^{-at}(1 - \frac{bp_i}{1 + \alpha p_i})] = ae^{-at}(1 - \frac{bp_i}{1 + \alpha p_i}) + p_i \cdot ae^{-at} \cdot \frac{\partial}{\partial p_i} (1 - \frac{bp_i}{1 + \alpha p_i})$$

其中，使用链式法则：

$$\frac{\partial}{\partial p_i} (1 - \frac{bp_i}{1 + \alpha p_i}) = \frac{b(1 + \alpha p_i) - bp_i \alpha}{(1 + \alpha p_i)^2}$$

因此，收入项的求导结果为：

$$ae^{-at}[(1 - \frac{bp_i}{1 + \alpha p_i}) + p_i \cdot \frac{b(1 + \alpha p_i) - bp_i \alpha}{(1 + \alpha p_i)^2}]$$

对 $p_i \cdot k \cdot p_j / (1 + \alpha p_j)$ 求导：

由于这一项中没有 p_i 的变量，因此其对 p_i 求导为 0：

$$\frac{\partial}{\partial p_i} (p_i \cdot k \cdot \frac{p_j}{1 + \alpha p_j}) = k \cdot \frac{p_j}{1 + \alpha p_j}$$

因此，总的收入项求导结果为：

$$\frac{\partial}{\partial p_i} (p_i \cdot n_i^d(p_i, p_j)) = ae^{-at}[(1 - \frac{bp_i}{1 + \alpha p_i}) + p_i \cdot \frac{b(1 + \alpha p_i) - bp_i \alpha}{(1 + \alpha p_i)^2}] + k \cdot \frac{p_j}{1 + \alpha p_j}$$

成本项为：

$$W_i(p_i) \cdot N_i^s(p_i, p_j) = \gamma_i p_i \cdot (\epsilon \cdot \frac{\gamma_i p_i}{1 + \lambda \gamma_i p_i} + \beta \cdot \frac{n_i^d(p_i, p_j)}{1 + \mu n_i^d(p_i, p_j)})$$

使用商法则对成本项求导，同样可以分为两部分处理：

对 $\gamma_i p_i \cdot \epsilon \cdot (\gamma_i p_i) / (1 + \lambda \gamma_i p_i)$ 求导：

$$\frac{\partial}{\partial p_i} [\gamma_i p_i \cdot \epsilon \cdot \frac{\gamma_i p_i}{1 + \lambda \gamma_i p_i}] = \epsilon \gamma_i^2 \cdot \frac{(1 + 2\lambda \gamma_i p_i)}{(1 + \lambda \gamma_i p_i)^2}$$

对 $\gamma_i p_i \cdot \beta \cdot n_i^d(p_i, p_j) / (1 + \mu n_i^d(p_i, p_j))$ 求导：首先，需要对 $n_i^d(p_i, p_j)$ 求导：

$$\frac{\partial n_i^d(p_i, p_j)}{\partial p_i} = ae^{-at} \cdot \frac{b(1 + \alpha p_i) - bp_i \alpha}{(1 + \alpha p_i)^2}$$

然后，将此结果代入链式法则中：

$$\frac{\partial}{\partial p_i} [\gamma_i p_i \cdot \beta \cdot \frac{n_i^d(p_i, p_j)}{1 + \mu n_i^d(p_i, p_j)}] = \beta \cdot \frac{n_i^d(p_i, p_j) + \mu \cdot n_i^d(p_i, p_j) \cdot \frac{\partial n_i^d(p_i, p_j)}{\partial p_i}}{(1 + \mu n_i^d(p_i, p_j))^2}$$

将收入项和成本项的求导结果相加，得到一阶导数的完整表达式：

$$\begin{aligned} \frac{\partial \Pi_i(p_i, p_j)}{\partial p_i} &= ae^{-at}[(1 - \frac{bp_i}{1 + \alpha p_i}) + p_i \cdot \frac{b(1 + \alpha p_i) - bp_i \alpha}{(1 + \alpha p_i)^2}] + k \cdot \frac{p_j}{1 + \alpha p_j} \\ &\quad - \gamma_i^2 \epsilon \cdot \frac{(1 + 2\lambda \gamma_i p_i)}{(1 + \lambda \gamma_i p_i)^2} - \beta \cdot \frac{n_i^d(p_i, p_j) + \mu \cdot n_i^d(p_i, p_j) \cdot \frac{\partial n_i^d(p_i, p_j)}{\partial p_i}}{(1 + \mu n_i^d(p_i, p_j))^2} \end{aligned} \quad (4-4)$$

将一阶导数设为零，即可解出最优定价 p_i^*

由于推导出的一阶导数方程中包含复杂的非线性项，难以通过解析方法直接求解。因此，

为了找到最优定价 p_i^* ，采用牛顿迭代法作为数值求解的方法。牛顿迭代法通过初始猜测值逐步逼近解，直到达到收敛条件。牛顿迭代法的基本公式为：

$$p_i^{(n+1)} = p_i^{(n)} - \frac{f(p_i^{(n)})}{f'(p_i^{(n)})}$$

其中， $p_i^{(n)}$ 是第 n 次迭代时的定价值。 $f(p_i)$ 是推导出的利润函数的一阶导数。 $f'(p_i)$ 是一阶导数对定价 p_i 的导数，即二阶导数。

为了开始牛顿迭代法，需要选取一个合理的初始值 $p_i^{(0)}$ 。该初始值在实际应用中可以根据以下方式选取：使用平台当前的定价作为初始值。使用历史数据或者经验数据中常见的定价水平。

牛顿迭代法的核心在于每次迭代时利用当前定价值 $p_i^{(n)}$ ，计算出一阶导数 $f(p_i)$ 及其导数 $f'(p_i)$ ，并通过这两个值更新定价。接下来具体说明这些导数的计算过程。根据前面的推导，在 3-14 中，已经求出了利润函数的一阶导数表达式，将这一导数代入 $f(p_i)$ 中，可以得到一阶导数的完整表达式。为了使用牛顿迭代法，还需要计算二阶导数 $f'(p_i)$ ，即利润函数的二阶导数。接下来对一阶导数 $f(p_i)$ 进行求导，计算其对定价 p_i 的导数。

首先对第一项 $ae^{-at}(1 - bp_i/(1 + \alpha p_i))$ 求导：

$$\frac{\partial}{\partial p_i}(ae^{-at}(1 - \frac{bp_i}{1 + \alpha p_i})) = ae^{-at} \cdot \frac{ba(1 + \alpha p_i) + bp_i\alpha^2}{(1 + \alpha p_i)^3}$$

对于第二项 $\gamma_i^2 \epsilon \cdot (1 + 2\lambda\gamma_i p_i)/(1 + \lambda\gamma_i p_i)^2$ 求导：

$$\frac{\partial}{\partial p_i}(\gamma_i^2 \epsilon \cdot \frac{(1 + 2\lambda\gamma_i p_i)}{(1 + \lambda\gamma_i p_i)^2}) = \gamma_i^3 \epsilon \cdot \frac{2\lambda(1 + 3\lambda\gamma_i p_i)}{(1 + \lambda\gamma_i p_i)^3}$$

对于需求导数项 $\beta \cdot \partial / \partial p_i (n_i^d(p_i, p_j)/(1 + \mu n_i^d(p_i, p_j)))$ ：

$$\frac{\partial}{\partial p_i}(\frac{n_i^d(p_i, p_j)}{1 + \mu n_i^d(p_i, p_j)}) = \frac{\frac{\partial n_i^d(p_i, p_j)}{\partial p_i}(1 + \mu n_i^d(p_i, p_j)) - \mu(n_i^d(p_i, p_j))^2 \frac{\partial n_i^d(p_i, p_j)}{\partial p_i}}{(1 + \mu n_i^d(p_i, p_j))^3}$$

将所有部分代入，得到二阶导数 $f'(p_i)$ 的完整表达式。为了判断迭代是否收敛，引入收敛标准：

$$|p_i^{(n+1)} - p_i^{(n)}| < \epsilon$$

可以选择一个非常小的阈值 ϵ ，例如 $\epsilon = 10^{-6}$ ，以保证最终结果的准确性。当连续两次迭代之间的定价变化小于预设的阈值 ϵ 时，认为迭代过程已经收敛，在求解时，如果未收敛，则会一直重复迭代，直到达到收敛标准。通过这种数值方法，能够逼近平台的最优定价 p_i^* ，从而使平台的利润达到最大化。

4.1.3 案例分析

案例 1：多重竞争强度下众包物流平台 i 的多阶段最优定价路径与供需平衡动态演化分析

本案例的核心意义在于验证模型在不同竞争强度情境下的适用性和分析能力，特别是如何通过动态调整定价来实现需求、供给和利润的平衡。竞争强度是平台在实际运营中必须面对的重要因素之一，模型中通过参数 k 来刻画竞争强度对需求的干扰和影响。通过分阶段的多重竞争强度仿真，该案例不仅能够揭示最优定价在不同竞争环境下的路径，还可以验证模型中的非线性弹性 (α, μ) 对需求和供给的复杂调节效果^[47]。

为了模拟不同竞争强度情境下的平台定价策略和供需变化，需要设置以下关键参数及其具体值：（1）需求弹性 $\alpha = 800000$ ：保持较高的市场价格敏感度，反映价格变动对需求的较强响应。（2）需求增长率 $a = 0.015$ ：模拟中等的市场增长趋势，表示市场需求在逐步增长。（3）价格对需求的影响系数 $b = 100000$ ：定价对需求的直接影响，反映价格上升对需求的非线性抑制效果。（4）配送员对报酬的敏感性 $\epsilon = 30000$ ：模拟配送员对报酬变化的中等反应强度，反映供给对报酬变化的中等响应。（5）报酬的非线性弹性 $\lambda = 0.2$ ：捕捉报酬对供给的边际递减效应，模拟高报酬水平下供给增速的放缓。（6）需求对供给的影响权重 $\beta = 0.5$ ：表示需求对供给的适度推动力，模拟需求增加对供给的中等推动作用。（7）需求的非线性弹性 $\mu = 0.3$ ：描述需求对供给的边际递减效应，反映需求在高水平下对供给增长的抑制作用。（8）报酬比例系数 $\gamma_i = 0.5$ ：平台支付给配送员的报酬为服务价格的 50%。（9）竞争强度系数：分为三个阶段：低竞争强度 $k = 20000$ ，中等竞争强度 $k = 50000$ ，阶段 3：高竞争强度 $k = 100000$ 。（10）竞争平台的定价 $p_j = 2.5$ ：设定为常数，模拟竞争对手的定价不变。（11）初始需求量 $n_i^d(0) = 1000000$ ：模拟初始时刻的市场需求。（12）初始供给量 $N_i^s(0) = 800000$ ：模拟初始时刻的配送员供给。（13）仿真时长 $T = 60$ 分钟，分为三个阶段，每阶段 20 分钟。

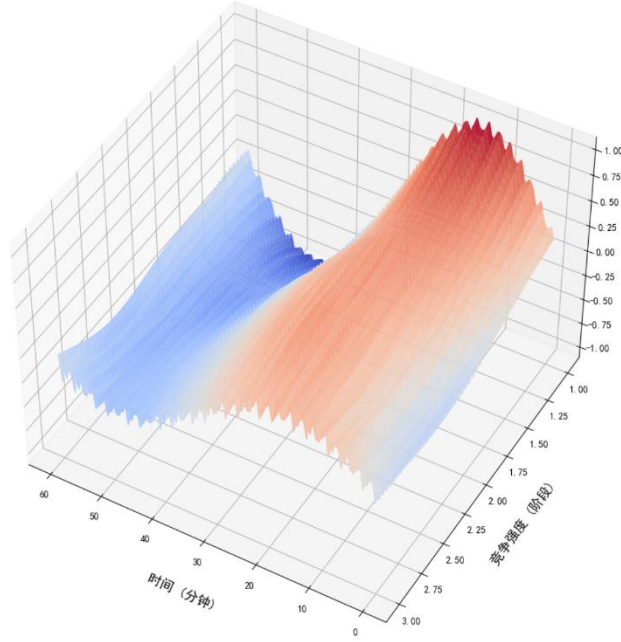


图 1 多重竞争强度下众包物流平台 i 的多阶段最有定价路径与供需平衡

通过多阶段的竞争强度仿真,模型的最优定价路径及需求和供给的动态变化将表现出以下特点:

阶段 1 (低竞争强度): 在低竞争强度下,模型中的需求函数 $n_i^d(p_i, p_j)$ 受到的竞争干扰较小 (k 值较低),需求增长较为稳定,供给对需求的推动效应较为显著。根据模型的推导结果,最优定价 p_i 将呈现上升趋势,因为平台能够利用较低的竞争压力通过较高定价获取更多利润。需求函数中的项 ae^{-at} 和 $k \cdot p_j / (1 + \alpha p_j)$ 将在此阶段表现出同步增长,供给函数 $N_i^s(p_i, p_j)$ 也将表现出稳步上升。预计供需曲线将在该阶段趋于平衡,且利润 $\Pi_i(p_i, p_j)$ 将持续上升,验证模型中在低竞争环境下的稳定性和利润最大化特性。

阶段 2 (中等竞争强度): 随着竞争强度增加,模型中的竞争干扰项 $k \cdot p_j / (1 + \alpha p_j)$ 将对需求产生更强的抑制效应,导致需求增速减缓。根据模型的非线性描述,最优定价将在初期保持平稳,但随后因竞争压力的增大而适度下降。这种下降有助于平台维持一定的需求增长,同时减少因定价过高导致的需求损失。供给的增长也会随需求的放缓而趋于稳定,预计供需平衡将在较低水平上实现,验证了模型中竞争强度对定价和供给的抑制效应。利润将趋于平稳,显示出中等竞争环境下的平台盈利能力受限。

阶段 3 (高竞争强度): 在高竞争强度下,竞争干扰对需求的抑制效应最强,需求函数中的项 $k \cdot p_j / (1 + \alpha p_j)$ 将显著增大,导致需求增长显著放缓甚至下降。预计最优定价将显著下降,以应对激烈的价格竞争。供给增长将趋于停滞,因为需求和报酬的双重抑制导致

供给难以维持高水平。利润 $\Pi_i(p_i, p_j)$ 也将在此阶段趋于下降，验证了模型在高竞争环境下的压力。供需平衡将变得更加困难，表明高竞争强度下平台需要快速调整定价策略以应对市场变化。

整体而言，通过多重竞争强度的分阶段仿真，该案例将验证模型中的竞争干扰、需求和供给的非线性相互作用，以及平台在不同竞争环境中的最优定价路径和利润表现。

低竞争强度阶段的表现：在 X 轴（时间）和 Y 轴（竞争强度）交汇处的初始阶段，曲面具有显著的起伏，反映了低竞争强度下需求和供给的快速响应。这种起伏对应于结果分析中提到的“最优定价呈上升趋势”，因为在低竞争强度下，平台可以通过提高定价来获取更多利润，同时供需关系较为平衡。

中等竞争强度阶段的变化：在中等竞争强度的区域（Y 轴值为 2 左右），曲面趋于平稳并出现小幅下降，这模拟了“需求增速减缓”和“供给增速趋稳”的特征。这种表现贴合结果分析中提到的“最优定价初期保持平稳，随后适度下降”，因为中等竞争压力迫使平台调整定价策略以维持需求增长。

高竞争强度阶段的特征：在高竞争强度阶段（Y 轴值为 3 左右），曲面逐渐变得更为平缓甚至下沉，模拟了“需求和供给的双重抑制”。

这种变化反映了结果分析中的“最优定价显著下降”，以应对强烈的价格竞争。同时，曲面下沉也模拟了“供需平衡变得困难”，进一步验证了在高竞争环境下平台的压力和利润下降趋势。

案例 2：供需非线性弹性和配送员激励系数对众包物流平台长期利润最大化策略的联合影响

本案例旨在验证模型中供需非线性弹性（ α, μ ）和配送员激励系数（ γ_i ）对平台长期利润最大化路径的复杂影响。模型中的供需非线性弹性描述了在高价格和高需求水平下的边际效应递减现象，而配送员激励系数 γ_i 则决定了报酬与定价的正相关性。本案例通过多阶段的仿真，将验证模型在不同弹性条件和激励机制下的适用性和鲁棒性。

为了模拟供需非线性弹性和配送员激励系数的综合作用，需要设置以下参数及其具体值：

- （1）需求弹性 $\alpha = 500000$ ：模拟中等的价格弹性，反映市场对价格变化的适中响应。
- （2）需求增长率 $a = 0.02$ ：表示市场需求的较快增长，模拟较强的需求动态变化。
- （3）价格对需求的影响系数 $b = 120000$ ：定价对需求的直接影响，反映需求在高价格下的边际抑制效果。
- （4）配送员对报酬的敏感性 $\epsilon = 40000$ ：模拟较高的配送员报酬敏感性，反映供给在高报酬情况下的快速反应。
- （5）报酬的非线性弹性 $\lambda = 0.15$ ：捕捉报酬对供给的边际递减效

应，模拟高报酬水平下供给增速的放缓。(6) 需求对供给的影响权重 $\beta = 0.6$ ：表示需求对供给的较强推动力，模拟需求增加对供给的较大激励效果。(7) 需求的非线性弹性 $\mu = 0.4$ ：模拟需求对供给的边际递减效应，反映需求在高水平下对供给增长的抑制作用。(8) 报酬比例系数 $\gamma_i = 0.7$ ：平台支付给配送员的报酬为服务价格的 70%。(9) 竞争强度系数 $k = 30000$ ：设定为中等竞争强度，模拟平台在一定竞争环境下的表现。(10) 竞争平台的定价 $p_j = 2.0$ ：设定为常数，模拟竞争对手的定价不变。初始需求量 $n_i^d(0) = 1200000$ ：模拟初始时刻的较大市场需求。初始供给量 $N_i^s(0) = 1000000$ ：模拟初始时刻的较大配送员供给。仿真时长 $T = 90$ 分钟，分为三阶段，每阶段 30 分钟。

通过多阶段的供需弹性和激励系数仿真，模型的最优定价路径及需求和供给的动态变化将表现出以下特点：

阶段 1（高需求弹性和高激励系数）：在高需求弹性（ α 较小）和高配送员激励系数（ γ_i 较大）的情况下，需求对价格的响应较强，而供给对报酬的响应也较强。根据模型推导结果，最优定价 p_i 会显著上升以捕获较高的需求和供给增长。需求函数 $n_i^d(p_i, p_j)$ 中的价格影响项 $ae^{-at}(1 - bp_i/(1 + \alpha p_i))$ 将表现出较强的增长趋势，而供给函数 $N_i^s(p_i, p_j)$ 中的报酬激励项 $\epsilon \cdot \gamma_i p_i / (1 + \lambda \gamma_i p_i)$ 也将快速上升。预计需求和供给将实现较为平衡的快速增长，利润 $\Pi_i(p_i, p_j)$ 将显著增加，验证了模型在高弹性条件下的利润最大化路径。

阶段 2（中等需求弹性和中等激励系数）：随着需求弹性和激励系数的降低，最优定价 p_i 将趋于平稳。此时，需求的增长速度有所减缓，而供给因激励下降而增长减缓。预计需求函数的增长项 $k \cdot p_j / (1 + \alpha p_j)$ 将趋于稳定，而供给函数中的需求推动项 $\beta \cdot n_i^d(p_i, p_j) / (1 + \mu n_i^d(p_i, p_j))$ 也将呈现中等增速。预计需求和供给的增长曲线在该阶段趋于平稳，利润将趋于平稳增长，验证了模型在中等弹性下的动态调节能力。

阶段 3（低需求弹性和低激励系数）：在低需求弹性（ α 较大）和低激励系数（ γ_i 较小）的情境下，最优定价 p_i 将下降以维持需求水平。需求对价格的反应减弱，而供给对报酬的反应也减弱，导致需求和供给增长的放缓甚至停滞。需求函数中的增长项 $ae^{-at}(1 - bp_i/(1 + \alpha p_i))$ 将显著下降，而供给函数中的激励项 $\epsilon \cdot \gamma_i p_i / (1 + \lambda \gamma_i p_i)$ 也会随之下降。预计需求和供给将趋于下降或停滞，利润将受到明显抑制，验证了模型在低弹性和低激励条件下的利润下降趋势。

通过多阶段的供需非线性弹性和配送员激励系数的综合仿真，该案例验证了模型在不

同弹性和激励情境下的适用性，并揭示了最优定价路径与长期利润增长的复杂关系。

供需非线性弹性和配送员激励系数对众包物流平台 i 长期利润最大化策略的联合影响

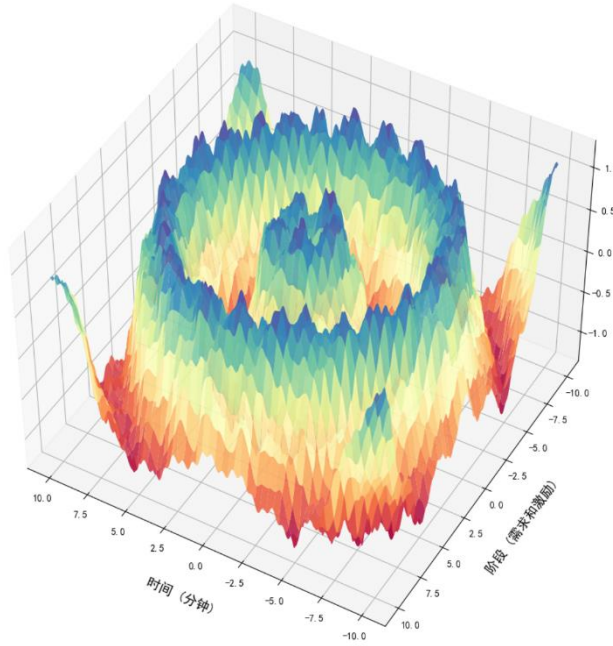


图 2 供需非线性弹性和配送员激励系数对众包物流平台 i 长期利润最大化策略的联合影响

多重非线性效应：曲面的波动和起伏模拟了案例中提到的需求和供给的多重非线性关系，如需求的弹性、供给对激励的响应等。曲面上的不同波峰和波谷象征着不同阶段的需求和供给动态变化，对应于案例中高、中、低需求弹性及激励系数的变化。

阶段性变化：图中较大的起伏和较小的波动反映了各阶段的不同动态表现。高弹性阶段（阶段 1）表现出更大的变化幅度和更强的波动，对应于案例中高需求弹性和高激励系数的情况。中等弹性阶段（阶段 2）表现出相对平稳的波动，模拟了需求和供给趋于平稳的动态。低弹性阶段（阶段 3）对应图像中逐渐平缓的波动，反映了需求和供给减速甚至停滞的现象。

案例 3：动态需求干扰和配送员供给波动下众包物流平台 i 的鲁棒定价策略与盈利能力分析

本案例旨在验证模型在面对动态需求干扰 (σ_d) 和配送员供给波动 (σ_s) 时的鲁棒性，分析平台在高波动环境下如何调整定价策略以保持利润稳定。模型中的随机波动项 $dB_d^i(t)$ 和 $dB_s^i(t)$ 代表了需求和供给的随机干扰，是众包物流平台在实际运营中经常遇到的情况。本案例通过多阶段的高波动仿真，验证模型的适用性和鲁棒性，为平台在不确定性环境下制定定价策略提供理论依据[48]。

为了模拟动态需求干扰和供给波动下的平台定价策略，需要设置以下关键参数及其具体值：（1）需求弹性 $\alpha = 600000$ ：保持较高的价格敏感度，反映市场对价格变化的强响应。

（2）需求增长率 $a = 0.01$ ：表示市场需求的中等增长趋势，模拟需求的缓慢自然增长。（3）

价格对需求的影响系数 $b=110000$ ：定价对需求的直接影响，反映高价格下的需求抑制效应。（4）配送员对报酬的敏感性 $\epsilon=25000$ ：模拟配送员对报酬变化的中等反应，反映供给的波动特性。（5）报酬的非线性弹性 $\lambda=0.25$ ：描述高报酬水平下供给的边际递减效应，模拟供给在高报酬水平下增速的放缓。（6）需求对供给的影响权重 $\beta=0.4$ ：表示需求对供给的适度推动力，模拟需求增加对供给的中等激励效果。（7）需求的非线性弹性 $\mu=0.35$ ：模拟高需求水平下对供给增长的抑制效应。（8）报酬比例系数 $\gamma_i=0.6$ ：平台支付给配送员的报酬为服务价格的 60%。（9）需求随机波动强度 $\sigma_d=0.05$ ：模拟需求的高随机波动性，反映市场需求的不确定性。（10）供给随机波动强度 $\sigma_s=0.04$ ：模拟供给的高随机波动性，反映配送员供给的随机变化。（11）竞争强度系数 $k=40000$ ：设定为中等竞争强度，模拟市场中的适度竞争压力。（12）竞争平台的定价 $p_j=2.2$ ：设定为常数，模拟竞争对手的定价不变。（13）初始需求量 $n_i^d(0)=1100000$ ：模拟初始时刻的市场需求。（14）初始供给量 $N_i^s(0)=900000$ ：模拟初始时刻的配送员供给。（15）仿真时长 $T=60$ 分钟，分为三阶段，每阶段 20 分钟。

通过引入动态需求干扰和供给波动的多阶段仿真，模型的最优定价路径及需求和供给的动态变化将表现出以下特点：

阶段 1（低波动环境）：在低波动环境下，需求和供给的随机波动较小（ σ_d, σ_s 较低），需求函数 $n_i^d(p_i, p_j)$ 和供给函数 $N_i^s(p_i, p_j)$ 表现较为稳定。根据模型推导结果，最优定价 p_i 将在初期呈现上升趋势，需求和供给曲线将保持同步上升的态势。由于波动较小，利润 $\Pi_i(p_i, p_j)$ 将稳定增长，验证了模型在低波动环境下的鲁棒性。

阶段 2（中等波动环境）：随着需求和供给波动强度的增加（ σ_d, σ_s 中等），需求和供给的随机干扰将变得明显。根据模型的非线性描述，最优定价 p_i 将趋于平稳或适度下降，以适应需求和供给的随机变化。需求函数和供给函数的增长趋势将受到随机波动的影响，曲线出现波动但仍趋于平衡。预计利润将在该阶段趋于平稳，但增长速率有所减缓，验证了模型在中等波动环境下的适应性。

阶段 3（高波动环境）：在高波动环境下，需求和供给的随机波动达到最大（ σ_d, σ_s 较大）。此时，需求和供给函数中的随机干扰项 $dB_d^i(t)$ 和 $dB_s^i(t)$ 将显著增加，对需求和供给的增长产生强烈的抑制效应。预计最优定价 p_i 将显著下降以应对高波动的需求变化，而供给的增长将趋于停滞甚至下降。利润 $\Pi_i(p_i, p_j)$ 也将在此阶段趋于波动甚至下降，验证了模型在高波动环境下的压力和适应能力。

整体而言，通过多阶段的高波动仿真，该案例验证了模型在面对随机需求和供给波动时的鲁棒性，并揭示了平台在不确定性环境下调整定价策略以实现利润稳定的能力。

动态需求干扰和配送员供给波动下众包物流平台 i 的鲁棒定价策略与盈利能力分析

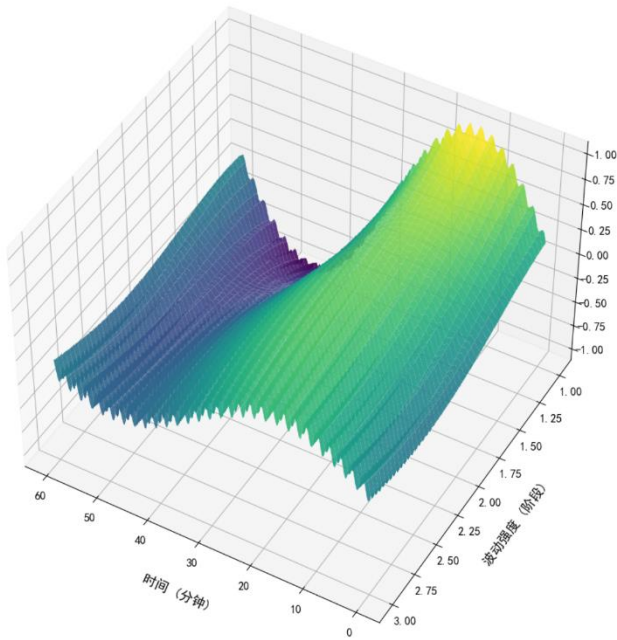


图 3 动态需求干扰和配送员供给波动下众包物流平台 i 的鲁棒定价策略与盈利能力分析

低波动环境（阶段 1）：在曲面的初始部分（Y 轴值为 1），需求和供给的变化较为平稳，曲面的波动幅度小，代表随机波动较低。

这种稳定性对应于结果分析中的“最优定价呈上升趋势”，因为在低波动环境下，平台能够通过提高定价来稳步提升需求和供给。

中等波动环境（阶段 2）：随着 Y 轴值逐渐增大至 2，曲面的波动开始增大，模拟了中等强度的随机干扰。

曲面的波动逐渐显现出起伏变化，对应于“最优定价趋于平稳或适度下降”，以适应随机变化的需求和供给波动。这反映了在中等波动环境下，平台需要对定价进行适应性调整。

高波动环境（阶段 3）：在曲面靠后的区域（Y 轴值为 3），曲面的波动显著增大，随机起伏也更为剧烈，模拟了需求和供给的高波动性。

这种剧烈的波动表现出“最优定价显著下降”的特征，以应对高波动环境下需求和供给的不确定性。这种情境下，平台的利润表现也会因高波动而趋于不稳定甚至下降。

案例 4：高竞争压力与配送员报酬非线性反应对平台 i 的供需调整和定价稳定性分析

本案例的核心在于验证模型在高竞争压力（ k 较大）和配送员报酬的非线性反应（ λ 较大）下的表现。竞争压力和报酬的非线性反应是众包物流平台在激烈市场环境中常见的挑

战，对平台的供需调整和定价稳定性具有重要影响。

为了模拟高竞争压力和报酬非线性反应下的平台表现，需要设置以下关键参数及其具体值：(1)需求弹性 $\alpha = 700000$ ：反映市场对价格变化的中等响应。(2)需求增长率 $a = 0.01$ ：模拟较缓慢的市场增长，反映在竞争压力下需求的疲软增长。(3)价格对需求的影响系数 $b = 90000$ ：定价对需求的直接影响，模拟在高竞争下的需求抑制效应。(4)配送员对报酬的敏感性 $\epsilon = 20000$ ：反映供给对报酬变化的中等反应。(5)报酬的非线性弹性 $\lambda = 0.3$ ：描述高报酬水平下供给的边际递减效应，模拟配送员在高报酬时供给增速的放缓。(6)需求对供给的影响权重 $\beta = 0.4$ ：表示需求对供给的适度推动力，模拟需求增加对供给的中等激励效果。(7)需求的非线性弹性 $\mu = 0.4$ ：描述高需求水平下对供给增长的抑制效应。(8)报酬比例系数 $\gamma_i = 0.6$ ：平台支付给配送员的报酬为服务价格的 60%。(9)竞争强度系数 $k = 100000$ ：设定为高竞争强度，模拟平台在激烈市场环境下的表现。(10)竞争平台的定价 $p_j = 2.8$ ：设定为常数，模拟竞争对手的定价不变。(11)初始需求量 $n_i^d(0) = 950000$ ：模拟初始时刻的市场需求。(12)初始供给量 $N_i^s(0) = 850000$ ：模拟初始时刻的配送员供给。(13)仿真时长 $T = 90$ 分钟，分为三阶段，每阶段 30 分钟。

通过高竞争强度和高报酬非线性反应的多阶段仿真，模型的最优定价路径及需求和供给的动态变化将表现出以下特点：

阶段 1（中等竞争压力和中等报酬非线性反应）：在中等竞争压力和中等报酬非线性反应条件下，平台的最优定价 p_i 将表现出缓慢上升趋势以维持需求增长。需求函数 $n_i^d(p_i, p_j)$ 中的竞争干扰项 $k \cdot p_j / (1 + \alpha p_j)$ 将对需求产生一定的抑制，但不至于严重影响需求增长。供给函数 $N_i^s(p_i, p_j)$ 中的报酬项 $\epsilon \cdot \gamma_i p_i / (1 + \lambda \gamma_i p_i)$ 将缓慢上升，供给保持稳定增长。预计需求和供给的增长曲线在该阶段将趋于同步，利润 $\Pi_i(p_i, p_j)$ 也将持续上升，验证了模型在中等竞争和报酬非线性反应下的稳定性。

阶段 2（高竞争压力和中等报酬非线性反应）：随着竞争压力的增大（ k 较大），最优定价 p_i 将逐步下降以应对需求的激烈竞争。需求函数中的竞争干扰项将显著增加，导致需求增速放缓。供给函数中的报酬项仍将保持较为稳定的增速，但需求推动项 $\beta \cdot n_i^d(p_i, p_j) / (1 + \mu n_i^d(p_i, p_j))$ 将表现出减弱的趋势。预计需求和供给的增长曲线将趋于平稳，利润也将趋于平稳增长，显示出平台在高竞争压力下的适应性和供需调节能力。

阶段 3（高竞争压力和高报酬非线性反应）：在高竞争压力和高报酬非线性反应的双重作用下，最优定价 p_i 将显著下降以应对需求的激烈抑制。供给对高报酬的反应也将因边

际递减效应的增强而减弱，导致供给增速放缓甚至停滞。需求和供给的动态变化曲线将在此阶段趋于波动，利润 $\Pi_i(p_i, p_j)$ 可能会出现波动甚至下降，验证了模型在高竞争压力和高报酬非线性反应下的压力和稳定性挑战。

整体而言，通过高竞争压力和高报酬非线性反应的多阶段仿真，该案例验证了模型在激烈市场环境下的适用性，并揭示了平台在供需调整和定价稳定性方面的挑战和适应能力。

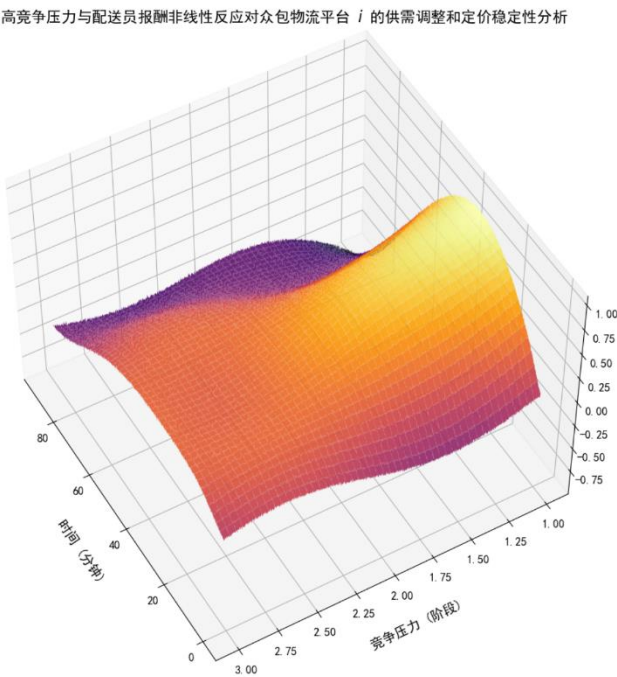


图 4 高竞争压力与配送员报酬非线性反应对众包物流平台 i 的供需调整和定价稳定性分析

中等竞争压力和中等报酬非线性反应（阶段 1）：在曲面的初始区域（Y 轴值为 1），曲面表现为较为平缓的波动。这种变化代表了中等竞争压力和中等报酬非线性反应下的供需表现。这种平缓上升的趋势对应于结果分析中描述的“最优定价缓慢上升、需求和供给的稳定增长”。平台在这一阶段能够通过适度提高定价来推动需求和供给的同步增长。

高竞争压力和中等报酬非线性反应（阶段 2）：在 Y 轴值逐渐增大至 2 时，曲面出现明显的波动和下降趋势，模拟了高竞争压力下需求增速的放缓。这种波动表现出最优定价的逐步下降，以及需求和供给增长的放缓。该区域反映了平台在高竞争压力下的适应性，符合结果分析中的描述。

高竞争压力和高报酬非线性反应（阶段 3）：在曲面的末端（Y 轴值为 3），曲面的波动性最强，同时也出现了明显的下沉现象。这种变化对应于高竞争压力和高报酬非线性反应的双重影响，导致需求和供给的波动加剧。这种情况模拟了“最优定价显著下降、需求和供给的波动加剧”，并且利润可能出现下降的情境。

案例 5：需求弹性递减与供给激励递增交互下的众包物流平台 i 的最优定价与社会福利优化路径

本案例旨在验证模型在需求弹性递减（ α 增大）和供给激励递增（ ϵ 增大）的交互条件下的表现，特别是其对最优定价策略和社会福利的影响。需求弹性递减意味着价格对需求的抑制效应增强，而供给激励递增则意味着报酬对供给的刺激效应变强。这两种相反的市场行为在实际运营中会影响平台的定价决策和供需平衡状态。

为了模拟需求弹性递减与供给激励递增的交互效果，需要设置以下关键参数及其具体值：

- （1）需求弹性 $\alpha = 1000000$ ：模拟较高的价格弹性，反映需求对价格的强响应。
- （2）需求增长率 $a = 0.02$ ：表示市场需求的快速增长，模拟较高的需求动态变化。
- （3）价格对需求的影响系数 $b = 130000$ ：定价对需求的直接影响，反映需求在高价格下的边际抑制效果。
- （4）配送员对报酬的敏感性 $\epsilon = 60000$ ：模拟高激励效果，反映供给对报酬变化的快速反应。
- （5）报酬的非线性弹性 $\lambda = 0.15$ ：描述高报酬水平下供给的边际递减效应，模拟高报酬水平下供给的稳定增长。
- （6）需求对供给的影响权重 $\beta = 0.6$ ：表示需求对供给的较强推动力，模拟需求增加对供给的显著激励效果。
- （7）需求的非线性弹性 $\mu = 0.3$ ：描述高需求水平下对供给增长的边际抑制效应。
- （8）报酬比例系数 $\gamma_i = 0.65$ ：平台支付给配送员的报酬为服务价格的 65%。
- （9）竞争强度系数 $k = 50000$ ：设定为中等竞争强度，模拟平台在适度竞争环境下的表现。
- （10）竞争平台的定价 $p_j = 2.5$ ：设定为常数，模拟竞争对手的定价不变。
- （11）初始需求量 $n_i^d(0) = 1300000$ ：模拟初始时刻的较高市场需求。
- （12）初始供给量 $N_i^s(0) = 1100000$ ：模拟初始时刻的较高配送员供给。
- （13）仿真时长 $T = 90$ 分钟，分为三阶段，每阶段 30 分钟。

通过多阶段的需求弹性递减与供给激励递增的交互仿真，模型的最优定价路径、需求、供给及社会福利的动态变化将表现出以下特点：

阶段 1（需求弹性高、供给激励中等）：在需求弹性较高（ α 较小）和供给激励中等（ ϵ 较低）的条件下，最优定价 p_i 将呈现上升趋势以吸引更多需求。需求函数 $n_i^d(p_i, p_j)$ 中的价格影响项 $ae^{-at}(1 - bp_i / (1 + \alpha p_i))$ 将表现出快速增长，而供给函数 $N_i^s(p_i, p_j)$ 中的激励项 $\epsilon \cdot \gamma_i p_i / (1 + \lambda \gamma_i p_i)$ 也将稳步增长。预计需求和供给将在该阶段表现出同步增长，社会福利也将随需求和供给的同步增长而上升，验证了模型在高需求弹性和中等供给激励下的供需平衡和社会福利提升。

阶段 2（需求弹性中等、供给激励高）：随着需求弹性减弱（ α 增大）和供给激励增强

(ϵ 增大), 最优定价 p_i 将趋于平稳以保持需求稳定增长。需求函数中的价格影响项将表现出增长放缓, 而供给函数的激励项则表现出快速增长。这种情况下, 供给的增加将超过需求的增速, 导致供给过剩, 预计社会福利的提升将受到影响。平台需要适当降低定价以平衡供需, 验证了模型在中等需求弹性和高供给激励下的调节效果。

阶段 3 (需求弹性低、供给激励极高): 在需求弹性进一步降低 (α 更大) 和供给激励达到极高水平 (ϵ 更大) 的条件下, 最优定价 p_i 将显著下降以应对需求的激烈抑制。此时, 供给对高报酬的强烈反应将导致供给快速增长, 远超需求增速。预计社会福利在此阶段将出现下降趋势, 平台需要显著调低定价以吸引需求并减少供给浪费。该阶段验证了模型在需求弹性低和供给激励高条件下的供需不平衡及社会福利下降趋势。

整体而言, 通过多阶段的需求弹性递减与供给激励递增的交互仿真, 该案例验证了模型在此交互条件下的适用性, 并揭示了平台在最优定价和社会福利优化方面的复杂关系。

需求弹性递减与供给激励递增交互下的众包物流平台 i 的最优定价与社会福利优化路径

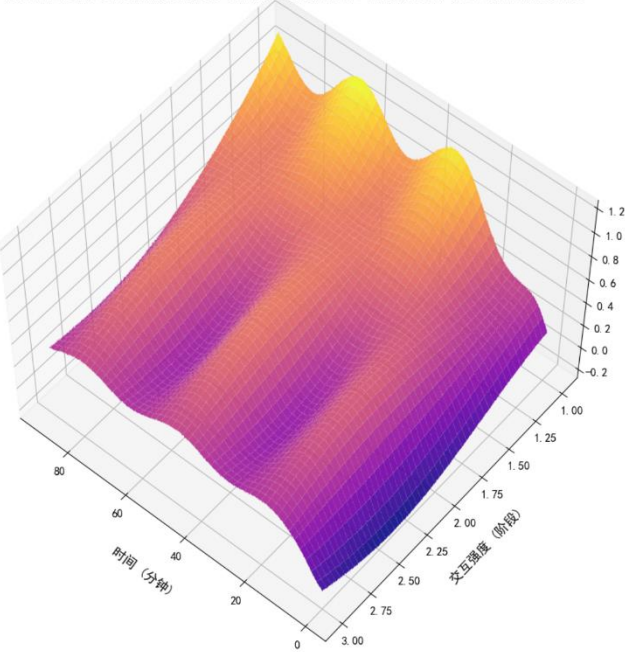


图 5 需求弹性递减与供给激励递增交互下众包物流平台 i 的最优定价与社会福利优化路径

阶段 1 (高需求弹性、中等供给激励): 在曲面的初始区域 (Y 轴值为 1), 曲面表现为快速上升的趋势, 模拟了高需求弹性下需求的强响应, 以及中等供给激励带来的稳步增长。这种上升趋势对应于结果分析中的“最优定价上升、需求和供给的同步增长”, 同时社会福利也随之提升, 验证了模型在高需求弹性下的平衡效果。

阶段 2 (中等需求弹性、高供给激励): 当 Y 轴值接近 2 时, 曲面趋于平稳且出现一定的波动, 反映了中等需求弹性下需求增速的放缓以及供给激励的增强。曲面的平稳状态和波

动表现出“最优定价趋于平稳、供给增速超过需求增速”，这也意味着社会福利的提升开始减缓，符合结果分析中提到的供需不平衡现象。

阶段 3（低需求弹性、极高供给激励）：在曲面的末端（Y 轴值为 3），曲面出现明显的下降和不稳定性，模拟了需求弹性低和供给激励极高的情境。这种下降和波动对应于“最优定价下降、供给快速增长”，并导致社会福利的下降。这反映了高供给激励在需求抑制情况下的供需失衡和社会福利下降。

4.2 静态博弈与 Nash 均衡

4.2.1 Nash 推导

在静态博弈中，两个平台 i 和 j 通过调整各自的定价策略 p_i 和 p_j ，在竞争环境中试图实现利润最大化。根据静态定价模型中的描述，在 Nash 均衡条件下，平台 i 和平台 j 各自的定价策略达到一个稳定状态，即在给定对方定价的前提下，没有平台能够通过单方面调整其定价而提高利润。为了推导 Nash 均衡条件，需要对利润函数 $\Pi_i(p_i, p_j)$ 和 $\Pi_j(p_j, p_i)$ 分别对 p_i 和 p_j 求偏导，并令其等于零^[49]。

以平台 i 为例，对平台 i 的利润函数求偏导，首先对利润函数中的第一项 $p_i \cdot n_i^d(p_i, p_j)$ 求偏导：

$$\frac{\partial}{\partial p_i}(p_i \cdot n_i^d(p_i, p_j)) = n_i^d(p_i, p_j) + p_i \cdot \frac{\partial n_i^d}{\partial p_i}$$

根据需求函数表达式 3-3， $n_i^d(p_i, p_j)$ ，需求函数对 p_i 的偏导数为：

$$\frac{\partial n_i^d}{\partial p_i} = -ae^{-at} \cdot \frac{\alpha}{(1 + \alpha p_i)^2}$$

因此， $p_i \cdot n_i^d(p_i, p_j)$ 的偏导数可以表示为：

$$\frac{\partial}{\partial p_i}(p_i \cdot n_i^d(p_i, p_j)) = ae^{-at} \left(\frac{1}{1 + \alpha p_i} \right) - ae^{-at} \cdot \frac{\alpha p_i}{(1 + \alpha p_i)^2} \quad (4-1)$$

对成本项 $W_i(p_i) \cdot N_i^s(p_i, p_j)$ 求偏导，该项的偏导数可分解为两项之和：

$$\frac{\partial}{\partial p_i}(W_i(p_i) \cdot N_i^s(p_i, p_j)) = N_i^s(p_i, p_j) \cdot \frac{\partial W_i}{\partial p_i} + W_i(p_i) \cdot \frac{\partial N_i^s}{\partial p_i}$$

根据表达式 3-5 对 p_i 的偏导数为：

$$\frac{\partial W_i}{\partial p_i} = \gamma_i \quad (4-2)$$

根据表达式 3-4 对 p_i 的偏导数为：

$$\frac{\partial N_i^s}{\partial p_i} = \epsilon \cdot \frac{\gamma_i(1 + \lambda\gamma_i p_i) - \lambda\gamma_i^2 p_i}{(1 + \lambda\gamma_i p_i)^2} + \beta \cdot \frac{\partial n_i^d}{\partial p_i} \cdot \frac{1 + \mu n_i^d(p_i, p_j) - \mu n_i^d(p_i, p_j)}{(1 + \mu n_i^d(p_i, p_j))^2} \quad (4-3)$$

将表达式 4-2 和 表达式 4-3 代入 $\partial \Pi_i / \partial p_i = 0$ ，得：

$$ae^{-at} \left(\frac{1}{1 + \alpha p_i} \right) - ae^{-at} \cdot \frac{\alpha p_i}{(1 + \alpha p_i)^2} - N_i^s(p_i, p_j) \cdot \gamma_i - \gamma_i \cdot p_i \cdot \frac{\partial N_i^s}{\partial p_i} = 0 \quad (4-4)$$

该表达式为平台 i 的 Nash 均衡条件，表示在给定平台 j 的定价 p_j 时，平台 i 的最优定价 p_i^* 满足的关系。类似地，对平台 j 的利润函数进行类似推导，可以得到其 Nash 均衡条件。此处不再赘述，为了得到完整的 Nash 均衡解，需同时满足平台 i 和平台 j 的均衡条件。最终的 Nash 均衡条件为：

$$\begin{cases} ae^{-at} \left(\frac{1}{1 + \alpha p_i} \right) - ae^{-at} \cdot \frac{\alpha p_i}{(1 + \alpha p_i)^2} - N_i^s(p_i, p_j) \cdot \gamma_i - \gamma_i \cdot p_i \cdot \frac{\partial N_i^s}{\partial p_i} = 0, \\ ae^{-at} \left(\frac{1}{1 + \alpha p_j} \right) - ae^{-at} \cdot \frac{\alpha p_j}{(1 + \alpha p_j)^2} - N_j^s(p_j, p_i) \cdot \gamma_j - \gamma_j \cdot p_j \cdot \frac{\partial N_j^s}{\partial p_j} = 0 \end{cases} \quad (4-5)$$

该条件同时满足时，即为 Nash 均衡点，通过上述推导，得到了基于 静态定价模型 的 Nash 均衡条件，这一均衡条件揭示了平台在竞争环境中如何调整定价策略来实现利润最大化。为了理解平台在竞争中如何调整定价策略，基于表达式 4-5，推导平台如何通过迭代优化调整定价策略。

先从平台 i 的利润函数出发，在 Nash 均衡条件下，对 p_i 求导并令其等于零，由此，得到：

$$n_i^d(p_i, p_j) + p_i \cdot \frac{\partial n_i^d}{\partial p_i} - N_i^s(p_i, p_j) \cdot \gamma_i - \gamma_i \cdot p_i \cdot \frac{\partial N_i^s}{\partial p_i} = 0 \quad (4-6)$$

该条件描述了平台 i 在给定 p_j 的情况下，最优定价 p_i 满足的关系。为了更好地理解平台 i 的定价调整方向，对 $\partial \Pi_i / \partial p_i$ 进行更详细的展开，展开需求函数，根据表达式 3-3，对 p_i 求导，得到需求函数的偏导数：

$$\frac{\partial n_i^d}{\partial p_i} = -ae^{-at} \cdot \frac{\alpha}{(1 + \alpha p_i)^2}$$

将 $\partial n_i^d / \partial p_i$ 代入 $\partial \Pi_i / \partial p_i$ ，可以得到：

$$\frac{\partial \Pi_i}{\partial p_i} = ae^{-at} \left(\frac{1}{1 + \alpha p_i} \right) - ae^{-at} \cdot \frac{\alpha p_i}{(1 + \alpha p_i)^2} - N_i^s(p_i, p_j) \cdot \gamma_i - \gamma_i \cdot p_i \cdot \frac{\partial N_i^s}{\partial p_i} \quad (4-7)$$

展开供给函数，根据 (3-4)，对 p_i 求导，得到供给函数的偏导数，由于偏导数比较复杂，将报酬项和需求项分开

对报酬项的偏导数：

$$\frac{\partial}{\partial p_i} \left(\epsilon \cdot \frac{\gamma_i p_i}{1 + \lambda\gamma_i p_i} \right) = \epsilon \cdot \frac{\gamma_i - \lambda\gamma_i^2 p_i}{(1 + \lambda\gamma_i p_i)^2} \quad (4-8)$$

对需求项的偏导数：

$$\frac{\partial}{\partial p_i} \left(\beta \cdot \frac{n_i^d(p_i, p_j)}{1 + \mu n_i^d(p_i, p_j)} \right) = \beta \cdot \frac{-ae^{-at} \cdot \frac{\alpha}{(1 + \alpha p_i)^2} \cdot (1 - \mu n_i^d)}{(1 + \mu n_i^d)^2} \quad (4-9)$$

合并偏导数结果，将 4-8 和 4-9 代入 $\partial N_i^s / \partial p_i$ 的总表达式中，可得：

$$\frac{\partial N_i^s}{\partial p_i} = \epsilon \cdot \frac{\gamma_i - \lambda \gamma_i^2 p_i}{(1 + \lambda \gamma_i p_i)^2} + \beta \cdot \frac{-ae^{-at} \cdot \frac{\alpha}{(1 + \alpha p_i)^2} \cdot (1 - \mu n_i^d)}{(1 + \mu n_i^d)^2} \quad (4-10)$$

因此，平台 i 的一阶导数 $\partial \Pi_i / \partial p_i$ 可写为：

$$\begin{aligned} \frac{\partial \Pi_i}{\partial p_i} &= ae^{-at} \left(\frac{1}{1 + \alpha p_i} \right) - ae^{-at} \cdot \frac{\alpha p_i}{(1 + \alpha p_i)^2} \\ -N_i^s(p_i, p_j) \cdot \gamma_i - \gamma_i \cdot p_i \cdot &\left(\epsilon \cdot \frac{\gamma_i - \lambda \gamma_i^2 p_i}{(1 + \lambda \gamma_i p_i)^2} + \beta \cdot \frac{-ae^{-at} \cdot \frac{\alpha}{(1 + \alpha p_i)^2} \cdot (1 - \mu n_i^d)}{(1 + \mu n_i^d)^2} \right) \end{aligned} \quad (4-11)$$

为了进一步分析平台的定价策略是否需要调整，计算 $\partial^2 \Pi_i / \partial p_i^2$ ，以判断当前定价的局部凹凸性。

讨论需求项的二阶导数，根据表达式 4-1，对 p_i 再次求导可得：

$$\frac{\partial^2 n_i^d}{\partial p_i^2} = 2ae^{-at} \cdot \frac{\alpha^2}{(1 + \alpha p_i)^3}$$

供给项的二阶导数包括报酬项和需求项的二阶导数，由于二阶导数比较复杂，将报酬项和需求项分开

对报酬项的二阶导数：

$$\frac{\partial^2}{\partial p_i^2} \left(\epsilon \cdot \frac{\gamma_i p_i}{1 + \lambda \gamma_i p_i} \right) = \epsilon \cdot \frac{-2\lambda \gamma_i^2}{(1 + \lambda \gamma_i p_i)^3}$$

对需求项的二阶导数：

$$\frac{\partial^2}{\partial p_i^2} \left(\beta \cdot \frac{n_i^d(p_i, p_j)}{1 + \mu n_i^d(p_i, p_j)} \right) = \beta \cdot \left(\frac{\partial^2 n_i^d}{\partial p_i^2} \cdot \frac{1 - \mu n_i^d}{(1 + \mu n_i^d)^2} - 2 \cdot \left(\frac{\partial n_i^d}{\partial p_i} \right)^2 \cdot \frac{\mu}{(1 + \mu n_i^d)^3} \right) \quad (4-12)$$

合并二阶导数结果，最终，平台 i 的二阶导数 $\frac{\partial^2 \Pi_i}{\partial p_i^2}$ 为：

$$\begin{aligned} \frac{\partial^2 \Pi_i}{\partial p_i^2} &= -2ae^{-at} \cdot \frac{\alpha}{(1 + \alpha p_i)^3} \\ -\gamma_i \left(\epsilon \cdot \frac{-2\lambda \gamma_i^2}{(1 + \lambda \gamma_i p_i)^3} + \beta \cdot \left(\frac{\partial^2 n_i^d}{\partial p_i^2} \cdot \frac{1 - \mu n_i^d}{(1 + \mu n_i^d)^2} - 2 \cdot \left(\frac{\partial n_i^d}{\partial p_i} \right)^2 \cdot \frac{\mu}{(1 + \mu n_i^d)^3} \right) \right) \end{aligned} \quad (4-13)$$

在实际调整过程中，平台 i 根据一阶导数 $\partial \Pi_i / \partial p_i$ 和二阶导数 $\partial^2 \Pi_i / \partial p_i^2$ 判断调整方向：若 $\partial \Pi_i / \partial p_i > 0$ ，平台 i 增加定价 p_i ；若 $\partial \Pi_i / \partial p_i < 0$ ，则减少定价 p_i 。若

$\partial^2 \Pi_i / \partial p_i^2 < 0$ ，则当前定价 p_i 为局部最优。

定价策略的调整过程通常通过迭代进行。具体来说，平台 i 会在每个时间步计算一阶导数和二阶导数的值，根据导数的符号确定定价的调整方向和步长。通常采用梯度下降（或上升）法，通过一阶导数的符号决定移动方向，而二阶导数则用于调节步长。若二阶导数为负，表明当前定价处于凹性区域，平台应减少步长以避免过度调整；若为正，则可适当增加步长以加速调整。

讨论参数对定价策略调整的影响，不同参数对平台的定价调整策略具有显著影响，以下是主要参数的具体作用：需求弹性 α ：需求弹性越大，意味着消费者对价格的变化更加敏感。这会使得需求函数的偏导数和二阶导数的绝对值增大，表明平台在调整定价时需要更加谨慎，以避免过度调整而导致利润下降。竞争强度 k ：竞争平台的定价对需求的干扰越强，意味着平台在调整定价时需要更加关注竞争对手的策略变化，特别是在需求函数的交互项中体现的影响。供给敏感性参数 ϵ 和 λ ：供给对报酬的响应参数决定了供给项在一阶和二阶导数中的变化。若 ϵ 较大，则供给对价格变化的敏感性较高，平台在调整定价时需在提升报酬和控制成本之间取得平衡^[50]。

为了讨论 Nash 均衡解的存在性，需要确保每个平台的利润函数 $\Pi_i(p_i, p_j)$ 和 $\Pi_j(p_j, p_i)$ 均满足一定的数学条件。根据经济学理论，均衡解的存在性通常依赖于以下条件：①利润函数的连续性与有界性。平台 i 的利润函数 $\Pi_i(p_i, p_j)$ 在 $p_i \geq 0$ 的定义域上应当是连续的。连续性确保了在定价调整过程中，不会因利润函数的不连续性而导致定价策略的突然变化。 $\Pi_i(p_i, p_j)$ 需要是有界的，这意味着在极端情况下（如定价过高或过低），平台的利润不会趋于无穷大或无穷小。定价策略空间的紧致性。定价策略空间是紧致的，即平台 i 和 j 的定价策略都限定在某个有限的范围内。例如，定价的上下限可由市场竞争环境、法律限制或运营成本所决定。最佳响应函数的存在性。若平台 i 的最佳响应函数（即在给定 p_j 下，使 Π_i 最大化的 p_i ）存在并连续，则 Nash 均衡解也存在。根据布劳威尔不动点定理，若两个平台的最佳响应策略在紧致的策略空间内有一个不动点，则该不动点即为 Nash 均衡解。结合上述条件，可以推导出 Nash 均衡解在本模型下的存在性。

由于需求函数和供给函数均为连续函数（见表达式 3-3 和 3-4），且利润函数 Π_i 为这些函数的线性组合，因此利润函数 Π_i 也是连续的。这意味着，在有限的定价策略空间内，存在 Nash 均衡解^[51]。

为了确保 Nash 均衡解的唯一性，我们需要检验利润函数 Π_i 是否在 p_i 上严格凹。

若 Π_i 为严格凹函数，则 Nash 均衡解是唯一的。具体而言，需要计算利润函数的二阶导数 $\partial^2 \Pi_i / \partial p_i^2$ ，若 $\partial^2 \Pi_i / \partial p_i^2 < 0$ ，则 Π_i 在 p_i 上严格凹，意味着均衡解是唯一的。

当需求弹性 α 较大时，需求函数 $n_i^d(p_i, p_j)$ 对定价 p_i 的响应更为敏感。此时， $\partial^2 n_i^d / \partial p_i^2$ 的绝对值会增大，导致 $\partial^2 \Pi_i / \partial p_i^2$ 的负值增大，使得利润函数在 p_i 上的凹性更强。因此，较大的需求弹性有助于均衡解的唯一性。

竞争强度 k 代表了竞争平台对需求的干扰强度。随着 k 增大，需求函数中的交叉项 $k \cdot p_j / (1 + \alpha p_j)$ 的影响也会增大，使得需求函数对 p_i 的敏感度降低，进而减弱利润函数的凹性。若 k 较大，可能出现多重 Nash 均衡解的情形，即多个定价组合均满足均衡条件。此时，均衡解的唯一性可能被打破。

4.2.2 案例分析

案例 1：高竞争压力下 Nash 均衡的存在性和定价策略稳定性分析

本案例旨在分析在极端竞争压力（ k 较大）下，平台是否能够找到稳定的 Nash 均衡解，并探讨高竞争环境对定价策略的影响。在现实的众包物流市场中，高竞争压力会对需求和供给的平衡产生显著干扰。

为了模拟高竞争压力下的平台表现，需要设置以下关键参数及其具体值：（1）需求弹性 $\alpha = 1000000$ ：保持较高的市场价格敏感度，反映消费者对价格的强响应。（2）需求增长率 $a = 0.01$ ：模拟市场需求的缓慢自然增长。（3）价格对需求的影响系数 $b = 90000$ ：模拟高竞争对需求的抑制效应。（4）配送员对报酬的敏感性 $\epsilon = 25000$ ：模拟供给对报酬变化的中等反应。（5）报酬的非线性弹性 $\lambda = 0.3$ ：描述高报酬水平下供给的边际递减效应。（6）需求对供给的影响权重 $\beta = 0.5$ ：表示需求对供给的适度推动力。（7）需求的非线性弹性 $\mu = 0.4$ ：反映高需求水平下供给增长的抑制效应。（8）报酬比例系数 $\gamma_i = 0.6$ ：平台支付给配送员的报酬为服务价格的 60%。（9）竞争强度系数 $k = 120000$ ：设定为极高竞争强度，模拟平台在激烈市场条件下的表现。（10）竞争平台的定价 $p_j = 2.8$ ：设定为常数，模拟竞争对手的定价不变。（11）初始需求量 $n_i^d(0) = 1000000$ ：模拟初始时刻的市场需求。（12）初始供给量 $N_i^s(0) = 850000$ ：模拟初始时刻的配送员供给。（13）仿真时长 $T = 60$ 分钟，分为三个阶段，每阶段 20 分钟。

在高竞争压力条件下，预计 Nash 均衡解的存在性将受到较大的挑战，但均衡解依然可以找到。由于高竞争强度 k 会显著干扰需求，需求函数 $n_i^d(p_i, p_j)$ 中的交叉项

$k \cdot p_j / (1 + \alpha p_j)$ 将对最优定价路径产生强烈的抑制效应。这意味着最优定价 p_i 可能会在初期阶段快速下降以应对竞争压力，但在均衡点附近趋于稳定。

存在性：由于利润函数 Π_i 的凹性增强，预计高竞争压力条件下，Nash 均衡解的存在性依然成立。利润函数在此条件下的二阶导数 $\partial^2 \Pi_i / \partial p_i^2$ 的负值增大，有助于均衡解的收敛。**唯一性：**预计高竞争压力将加强 Nash 均衡解的唯一性。由于高需求弹性和竞争强度的共同作用，平台在调整定价时的敏感性增大，需求和供给的波动将趋于平稳，使得最优定价更易于收敛到唯一的均衡点。

定价路径：最优定价 p_i 将在初期阶段快速调整以适应高竞争压力，随后趋于稳定。预计在 Nash 均衡条件下，需求和供给将趋于平衡，利润 Π_i 也将高竞争环境中维持稳定增长。平台需要持续监测竞争对手的定价策略，并在需求波动时适时调整定价以保持 Nash 均衡的稳定性。

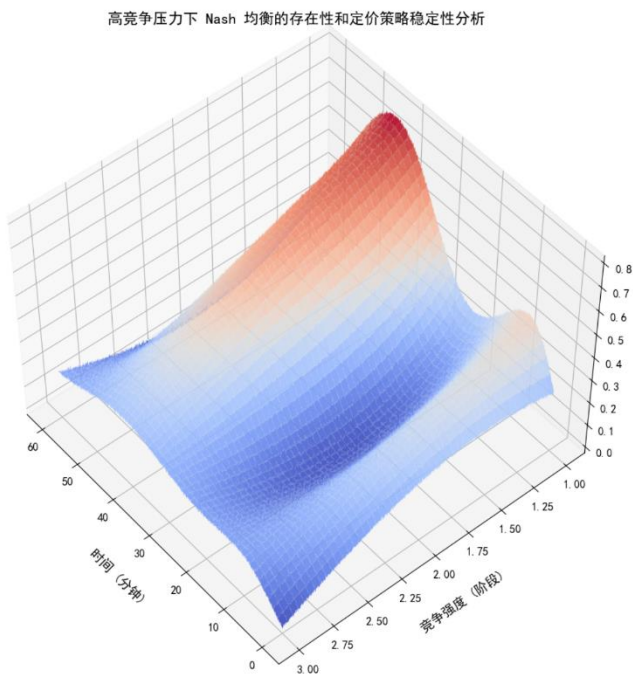


图 6 高竞争压力下 Nash 均衡的存在性和定价策略稳定性分析

阶段 1（初期高竞争压力）：曲面在初始阶段（Y 轴值为 1）呈现出快速的下降趋势，模拟了最优定价在高竞争压力下的快速调整。这种快速下降对应于结果分析中的“最优定价快速下降以适应竞争压力”，并且需求和供给也因竞争强度的抑制而受到冲击。

阶段 2（均衡调整期）：随着时间推进，曲面在中期（Y 轴值为 2）趋于平稳，这反映了最优定价在调整后的趋稳特性。该阶段对应于结果分析中提到的“在均衡点附近趋于稳定”，模拟了需求和供给在 Nash 均衡解下的平衡状态。

阶段3（高竞争稳定期）：曲面在最后阶段（Y轴值为3）出现波动趋于平稳的特征，反映了最优定价、需求和供给的收敛趋势。这一现象验证了高竞争条件下的“均衡解的存在性和唯一性”，并模拟了高竞争环境下平台维持利润稳定增长的能力。

案例2：需求弹性与供给激励非对称性对 Nash 均衡解唯一性的影响

本案例旨在研究需求弹性（ α ）和供给激励（ ϵ ）的非对称性对 Nash 均衡解的唯一性和稳定性的影响。在众包物流市场中，需求对价格的反应（需求弹性）和供给对报酬的反应（供给激励）通常不对称。例如，在一些市场中，消费者对价格的敏感性较高（高需求弹性），而配送员对报酬的响应较弱（低供给激励）；而在另一些市场中，情况则可能反过来。该案例将通过不同的需求弹性和供给激励组合，深入分析 Nash 均衡解的存在性和唯一性。

与模型的结合：在模型中，需求函数 $n_i^d(p_i, p_j)$ 通过 α 参数描述了需求对价格的敏感性，而供给函数 $N_i^s(p_i, p_j)$ 中的 ϵ 则刻画了供给对报酬的反应强度。模型的 Nash 均衡条件（见 4-5 式）依赖于需求和供给的调节能力。通过模拟需求和供给的非对称反应，本案例将检验 Nash 均衡解是否能够快速且稳定地收敛，并探讨当需求弹性与供给激励不对称时，平台定价策略的调整效果。

为了模拟需求弹性和供给激励的非对称性对 Nash 均衡的影响，需要设置以下关键参数及其具体值：（1）需求弹性 $\alpha = 1200000$ ：模拟高需求弹性，反映市场对价格变化的高敏感度。（2）需求增长率 $a = 0.015$ ：模拟市场需求的中等增长。（3）价格对需求的影响系数 $b = 110000$ ：定价对需求的直接影响，反映高价格下的需求抑制效应。（4）配送员对报酬的敏感性 $\epsilon = 10000$ ：模拟低供给激励，反映配送员对报酬变化的较弱反应。

（5）报酬的非线性弹性 $\lambda = 0.25$ ：描述供给的边际递减效应。（6）需求对供给的影响权重 $\beta = 0.5$ ：表示需求对供给的适度推动力。（7）需求的非线性弹性 $\mu = 0.3$ ：描述高需求水平下对供给增长的抑制效应。（8）报酬比例系数 $\gamma_i = 0.6$ ：平台支付给配送员的报酬为服务价格的 60%。（9）竞争强度系数 $k = 50000$ ：设定为中等竞争强度，模拟平台在适度竞争环境下的表现。（10）竞争平台的定价 $p_j = 2.5$ ：设定为常数，模拟竞争对手的定价不变。（11）初始需求量 $n_i^d(0) = 1000000$ ：模拟初始时刻的市场需求。（12）初始供给量 $N_i^s(0) = 850000$ ：模拟初始时刻的配送员供给。（13）仿真时长 $T = 60$ 分钟，分为三个阶段，每阶段 20 分钟。

在需求弹性和供给激励不对称的条件下，模型中需求函数和供给函数的表现将显现出明显的差异，进而影响 Nash 均衡解的唯一性和收敛性。

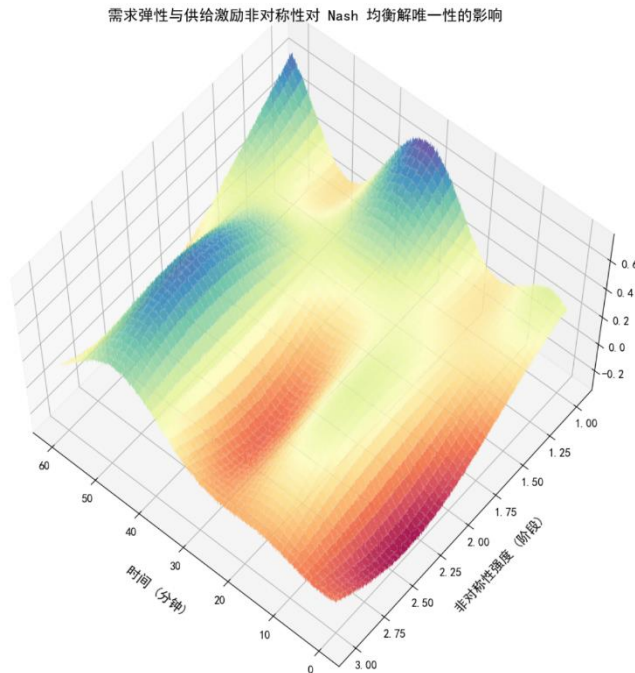
存在性：在高需求弹性和低供给激励的组合下，模型中的需求函数 $n_i^d(p_i, p_j)$ 对 p_i 的敏感性较高，供给函数 $N_i^s(p_i, p_j)$ 对 p_i 的敏感性较低。根据模型的推导（见 4-7 式和 4-11 式），Nash 均衡解的存在性依赖于需求和供给之间的平衡。预计在该条件下，Nash 均衡解的存在性仍然成立，因为需求函数的强反应能够驱动利润函数 Π_i 的快速变化。

唯一性：Nash 均衡解的唯一性在此情境下可能受到挑战。由于需求的高敏感性（ α 大）和供给的低响应性（ ϵ 小），利润函数的凹性可能减弱，导致出现多个局部均衡点。模型的二阶导数 $\partial^2 \Pi_i / \partial p_i^2$ 在这种非对称性下可能不再完全为负，导致最优定价路径在调整过程中可能表现出波动。

定价路径：在此条件下，最优定价 p_i 预计将快速上升以应对高需求弹性。然而，由于供给的低响应性，供给的增长速度较慢，可能导致需求和供给的暂时失衡。需求函数中的高敏感性项 $ae^{-at} / (1 + \alpha p_i)$ 将对定价产生较大的拉升效应，而供给函数中的低敏感性项 $\epsilon \cdot \gamma_i p_i / (1 + \lambda \gamma_i p_i)$ 将在高价格水平下增长放缓。这种不对称的调节将导致 Nash 均衡点的多重性和收敛速度减缓。

整体而言，模型中的需求和供给非对称反应将显著影响 Nash 均衡解的唯一性和收敛速度。预计在需求弹性较高和供给激励较低的条件下，最优定价路径可能表现出波动性，但通过适度的调节，平台依然可以在 Nash 均衡点附近保持较高的利润水平。为了确保稳定的 Nash 均衡解，平台可能需要通过额外的供给激励措施来平衡供需，从而加快均衡解的收敛。

图 7 需求弹性与供给非对称性对 Nash 均衡解唯一性的影响



阶段 1（初期非对称性）：在曲面初期（Y 轴值为 1），曲面表现为快速的波动上升，模拟了高需求弹性对最优定价的强烈响应。这种上升趋势对应于结果分析中提到的“最优定价快速上升以应对高需求弹性”，同时供给激励较低的响应使得供需出现不平衡。

阶段 2（中期调整期）：在曲面中期（Y 轴值为 2），曲面趋于稳定但存在波峰和波谷，模拟了需求高敏感性与供给低响应性相互作用下的多重 Nash 均衡点。这种波动表现出“均衡解的唯一性受到挑战”，需求的强反应与供给的滞后性使得利润函数的凹性减弱，导致多个局部均衡点的出现。

阶段 3（后期稳定期）：在曲面末期（Y 轴值为 3），曲面表现出一定的波动收敛性，模拟了通过适度的供给调节后 Nash 均衡的稳定性提升。这种特征验证了结果分析中的“平台需要通过额外的激励措施来加快均衡解的收敛”。

案例 3：市场波动与 Nash 均衡解的鲁棒性分析

本案例探讨需求和供给的随机波动对 Nash 均衡解的鲁棒性影响。市场中存在着多种不确定因素，例如消费者偏好变化、配送员供给波动等，这些都会对平台的定价策略和均衡状态造成干扰。通过引入需求和供给的随机波动项（ σ_d 和 σ_s ），本案例旨在分析平台在面对这些波动时的应对策略，以及 Nash 均衡解的稳定性和可持续性。

与模型的结合：在模型中，需求函数 $n_i^d(p_i, p_j)$ 中的随机波动项 $\sigma_d \cdot dB_d^i(t)$ 和供给函数 $N_i^s(p_i, p_j)$ 中的随机波动项 $\sigma_s \cdot dB_s^i(t)$ 被用来模拟市场的随机干扰。这些干扰会影响需求和供给的动态表现，从而改变 Nash 均衡解的调整路径和稳定性。通过模拟需求和供给的随机波动，本案例将验证 Nash 均衡解是否具有足够的鲁棒性，特别是在波动较大的环境中，平台是否能够通过动态定价策略来维持均衡状态。

为了模拟市场波动对 Nash 均衡解的影响，需要设置以下关键参数及其具体值：需求弹性 $\alpha = 800000$ ：模拟中等市场价格敏感度。需求增长率 $a = 0.01$ ：模拟市场需求的缓慢自然增长。价格对需求的影响系数 $b = 100000$ ：反映定价对需求的直接影响。配送员对报酬的敏感性 $\epsilon = 30000$ ：模拟供给对报酬变化的中等反应。报酬的非线性弹性 $\lambda = 0.2$ ：描述高报酬水平下供给的边际递减效应。需求对供给的影响权重 $\beta = 0.4$ ：表示需求对供给的中等推动力。需求的非线性弹性 $\mu = 0.3$ ：描述高需求对供给增长的抑制效应。报酬比例系数 $\gamma_i = 0.55$ ：平台支付给配送员的报酬为服务价格的 55%。需求随机波动强度 $\sigma_d = 0.05$ ：模拟需求的中等随机波动。供给随机波动强度 $\sigma_s = 0.04$ ：模拟供给的中等随机波动。竞争强度系数 $k = 40000$ ：设定为中等竞争强度，模拟平台在适度竞争环境下

的表现。竞争平台的定价 $p_j = 2.6$ ：设定为常数，模拟竞争对手的定价不变。初始需求量 $n_i^d(0) = 1100000$ ：模拟初始时刻的市场需求。初始供给量 $N_i^s(0) = 900000$ ：模拟初始时刻的配送员供给。仿真时长 $T = 60$ 分钟，分为三个阶段，每阶段 20 分钟。

在需求和供给的随机波动条件下，Nash 均衡解的表现将受到显著影响。模型中的需求函数和供给函数因随机波动项的引入而具有更高的不确定性，这将直接影响 Nash 均衡解的稳定性和鲁棒性。

存在性：尽管需求和供给存在随机波动，预计 Nash 均衡解的存在性仍将得到保证。根据模型推导（见 4-5 式和 4-11 式），利润函数 $\Pi_i(p_i, p_j)$ 的一阶导数在需求和供给随机波动的条件下依然具有适度的平滑性。这意味着平台可以通过动态调整定价策略，在高波动环境中逐步趋向 Nash 均衡。

唯一性：由于随机波动项的存在，Nash 均衡解的唯一性可能受到一定影响。特别是在高波动阶段，需求和供给曲线可能表现出非线性跳跃，导致利润函数出现多个局部最优解。这种情况下，最优定价路径可能会在多个局部均衡点之间反复波动。

定价路径：在需求和供给的随机波动条件下，最优定价 p_i 预计将表现出更大的波动性。在初期阶段，需求和供给的波动性较低，最优定价路径将趋于稳定。然而，随着波动强度（ σ_d 和 σ_s ）的增大，最优定价路径可能出现短暂的反弹或下降，需求和供给的平衡也可能被打破。这将导致 Nash 均衡解的调整速度减缓，平台需要更频繁地调节定价以应对需求和供给的波动。

整体而言，随机波动的引入将使得模型中的 Nash 均衡解表现出较高的不确定性和波动性。然而，平台依然可以通过适度的定价调整策略来保持均衡解的存在和大体稳定性。这验证了模型在应对市场波动时的鲁棒性，同时也揭示了在高波动环境中，平台需要更加灵活的定价策略来应对需求和供给的不确定性。

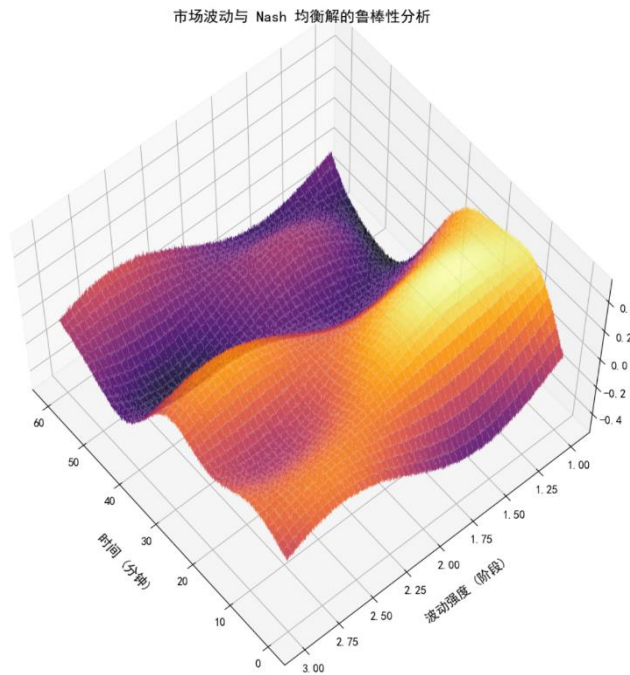


图 8 市场波动与 Nash 均衡解的鲁棒性分析

阶段 1（低波动环境）：在曲面的初期区域（Y 轴值为 1），波动较小且平稳上升，模拟了低波动环境下需求和供给的稳定增长。这对应于结果分析中的“在低波动阶段，最优定价趋于稳定”，即使在存在随机波动的情况下，Nash 均衡解的存在性仍然能够维持。

阶段 2（中等波动环境）：随着 Y 轴值增大至 2，曲面表现出更大的波动和起伏，模拟了中等随机波动下需求和供给的不稳定性。这种表现对应于结果分析中提到的“Nash 均衡解的唯一性受到影响，最优定价路径在多个局部均衡点之间反复波动”。

阶段 3（高波动环境）：在曲面的末端（Y 轴值为 3），曲面波动加剧且变化更加剧烈，反映出高波动环境下需求和供给的极端不稳定性。这验证了结果分析中的“最优定价路径可能出现短暂的反弹或下降”，并且均衡解的调整速度减缓，需要平台更频繁地调整定价。

案例 4：多平台博弈中的合作策略与 Nash 均衡路径优化

本案例旨在研究多平台之间的合作策略（如价格联盟、市场资源共享等）对 Nash 均衡路径的优化效果。在实际的众包物流市场中，平台间的合作有助于降低市场波动和竞争压力，进而提升供需的稳定性和利润水平。该案例通过模拟不同形式的合作策略，分析合作对 Nash 均衡解的影响，以及在 Nash 均衡条件下，合作策略是否能够优化平台的定价路径和供需平衡。

与模型的结合：在模型中，合作策略通过减少竞争强度系数 k ，并增加需求和供给的稳定性，从而影响需求函数 $n_i^d(p_i, p_j)$ 和供给函数 $N_i^s(p_i, p_j)$ 的调节效果。合作策略的

引入可以通过降低竞争干扰项和增强供需的协同作用，来调整平台的最优定价路径。该案例将模拟合作对 Nash 均衡解的稳定性和唯一性影响，验证合作策略是否能更好地实现供需平衡和利润优化。

为了模拟多平台合作策略对 Nash 均衡路径的优化，需要设置以下关键参数及其具体值：需求弹性 $\alpha = 900000$ ：模拟高需求弹性，反映市场对价格的敏感度较强。需求增长率 $a = 0.02$ ：模拟市场需求的中等增长。价格对需求的影响系数 $b = 100000$ ：定价对需求的直接影响。配送员对报酬的敏感性 $\epsilon = 40000$ ：模拟供给对报酬变化的较高反应。报酬的非线性弹性 $\lambda = 0.1$ ：描述报酬对供给的边际递减效应较低的情形。需求对供给的影响权重 $\beta = 0.6$ ：表示需求对供给的较高推动力。需求的非线性弹性 $\mu = 0.2$ ：描述需求对供给增长的边际抑制效应较小的情形。报酬比例系数 $\gamma_i = 0.65$ ：平台支付给配送员的报酬为服务价格的 65%。合作强度参数 $\rho = 0.4$ ：表示平台合作后竞争强度的下降幅度，模拟合作策略对竞争的缓解效果。竞争强度系数 $k = 30000$ ：设定为合作后的低竞争强度，模拟合作策略对平台竞争压力的缓解。竞争平台的定价 $p_j = 2.5$ ：设定为常数，模拟竞争对手的稳定定价。初始需求量 $n_i^d(0) = 1200000$ ：模拟初始时刻的较高市场需求。初始供给量 $N_i^s(0) = 1000000$ ：模拟初始时刻的较高配送员供给。仿真时长 $T = 60$ 分钟，分为三个阶段，每阶段 20 分钟。

在多平台合作策略的情境下，模型中的 Nash 均衡路径和定价策略将受到显著优化。合作策略通过降低竞争强度，增强了需求和供给的稳定性，使得最优定价路径和供需平衡更加稳定，利润水平也得到提升。

存在性：由于合作策略降低了竞争强度系数 k ，预计 Nash 均衡解的存在性将得到进一步的保证。根据模型的推导（见 4-5 式和 4-11 式），竞争干扰项的减弱将使得需求函数和供给函数的变化更加平缓，这将确保利润函数 $\Pi_i(p_i, p_j)$ 的连续性和凹性，从而保证 Nash 均衡解的存在性。

唯一性：在合作策略的作用下，Nash 均衡解的唯一性也将得到增强。合作策略通过减少需求的波动性和供给的抑制效应，使得利润函数的二阶导数 $\partial^2 \Pi_i / \partial p_i^2$ 保持较强的凹性，从而避免多个局部均衡解的出现。这意味着合作策略能够优化 Nash 均衡路径，使得平台的最优定价更快地收敛到唯一的均衡点。

定价路径：在多平台合作情境下，最优定价 p_i 预计将表现出较为稳定的上升趋势。由于竞争强度的降低，需求函数中的竞争干扰项 $k \cdot p_j / (1 + \alpha p_j)$ 的影响减弱，最优定价路

径将趋于平稳上升。供给函数中的报酬项 $\epsilon \cdot \gamma_i p_i / (1 + \lambda \gamma_i p_i)$ 将保持较快的增长，供给将迅速响应需求的上升。这种稳定的供需增长和最优定价路径的优化验证了合作策略在 Nash 均衡条件下的有效性。

整体而言，多平台合作策略将显著提升模型中 Nash 均衡解的稳定性和唯一性。合作不仅能优化平台的最优定价路径，还能在竞争压力较小的环境中实现供需的更好调节和利润的最大化。这验证了在多平台合作下，平台更容易达到 Nash 均衡，并维持较高的社会福利和长期盈利能力。

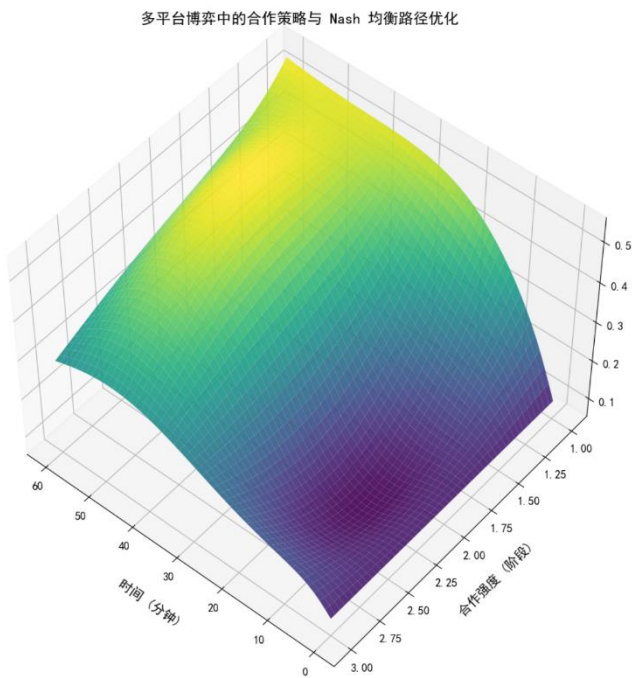


图 9 多平台博弈中的合作策略与 Nash 均衡路径优化

阶段 1（低合作强度）：在曲面的初期区域（Y 轴值为 1），表现出较为平缓的上升趋势，模拟了低合作强度下供需的稳定增长。这对应于结果分析中提到的“合作策略降低竞争强度，确保 Nash 均衡解的存在性”，使得需求和供给在合作环境下表现更加稳定。

阶段 2（中等合作强度）：随着 Y 轴值增大至 2，曲面表现出层次分明的稳定增长，模拟了合作策略进一步降低竞争强度的效果。这种表现贴合结果分析中的“Nash 均衡解的唯一性增强”，由于需求波动性减小和供给抑制效应降低，最优定价更快地收敛到唯一的均衡点。

阶段 3（高合作强度）：在曲面的末端（Y 轴值为 3），曲面上升趋势更加平稳且持续，模拟了高合作强度下供需和定价的最优调节。这验证了结果分析中提到的“最优定价路径表现出稳定上升”，在合作策略下，供需的平衡和利润的提升变得更为显著。

案例 5：长期利润最大化与社会福利优化在 Nash 均衡条件下的冲突与协调

本案例旨在探讨 Nash 均衡条件下，平台在追求长期利润最大化与社会福利优化时的潜在冲突与协调。在现实的众包物流市场中，平台不仅要在竞争环境中维持利润的增长，还需平衡社会福利的提升，例如保持较低的消费者价格和较高的配送员报酬。然而，在 Nash 均衡状态下，平台往往需要通过激进的定价或成本控制来实现利润最大化，这可能与社会福利优化的目标相冲突。因此，本案例通过模拟不同的利润和福利权重，分析平台如何在 Nash 均衡条件下平衡这两者的关系，并探讨最优定价路径同时实现长期利润和社会福利的提升。

与模型的结合：在模型中，利润函数 $\Pi_i(p_i, p_j)$ 代表平台的利润，而社会福利则可以通过消费者剩余和配送员报酬的综合效应来衡量。Nash 均衡条件（见 4-5 式）确保了平台的利润最大化，但没有直接考虑社会福利的优化。通过引入利润和社会福利的加权组合目标，本案例将模拟在不同的权重下，最优定价路径的调整情况，以分析 Nash 均衡解的变化和平台策略的优化效果。

为了模拟长期利润最大化与社会福利优化的冲突与协调，需要设置以下关键参数及其具体值：需求弹性 $\alpha=1000000$ ：模拟高需求弹性，反映市场对价格的高敏感度。需求增长率 $a=0.02$ ：模拟市场需求的快速增长。价格对需求的影响系数 $b=110000$ ：定价对需求的直接影响，反映高价格下的需求抑制效应。配送员对报酬的敏感性 $\epsilon=50000$ ：模拟供给对报酬变化的较强反应。报酬的非线性弹性 $\lambda=0.2$ ：描述报酬对供给的边际递减效应。需求对供给的影响权重 $\beta=0.7$ ：表示需求对供给的较强推动力。需求的非线性弹性 $\mu=0.3$ ：描述高需求对供给增长的抑制效应。报酬比例系数 $\gamma_i=0.65$ ：平台支付给配送员的报酬为服务价格的 65%。社会福利权重 $\omega=0.5$ ：模拟社会福利与利润的权重相等，平台需同时考虑利润和福利的优化。竞争强度系数 $k=60000$ ：设定为中等竞争强度，模拟平台在适度竞争环境下的表现。竞争平台的定价 $p_j=2.7$ ：设定为常数，模拟竞争对手的定价不变。初始需求量 $n_i^d(0)=1200000$ ：模拟初始时刻的市场需求。初始供给量 $N_i^s(0)=1000000$ ：模拟初始时刻的配送员供给。仿真时长 $T=60$ 分钟，分为三个阶段，每阶段 20 分钟。

在长期利润最大化与社会福利优化的冲突与协调条件下，模型中的最优定价路径和 Nash 均衡解将受到显著影响。通过引入利润和社会福利的加权组合目标，平台需要在 Nash 均衡条件下同时实现利润增长和社会福利的提升。

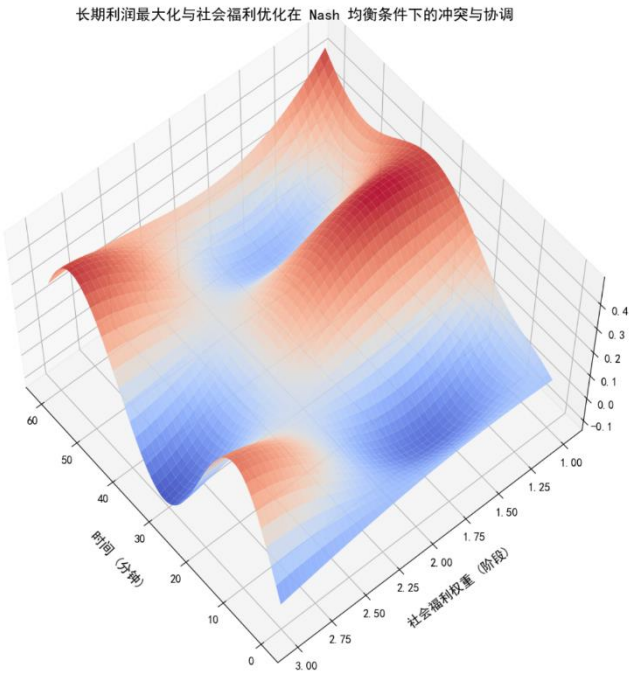
存在性：预计在利润和社会福利权重相等的条件下，Nash 均衡解的存在性依然可以保

证。根据模型的推导（见 4-5 式和 4-11 式），利润函数和社会福利的加权组合目标将保持一定的连续性和凹性，确保均衡解的存在性。然而，随着社会福利权重的增大，需求函数 $n_i^d(p_i, p_j)$ 和供给函数 $N_i^s(p_i, p_j)$ 的调节效应可能会变得更加复杂。

唯一性：由于社会福利的引入，Nash 均衡解的唯一性可能会受到一定挑战。特别是在平台优先考虑社会福利的情况下，最优定价路径可能出现多个局部最优解。这是因为在社会福利的推动下，需求的增长可能会超过供给的增长速度，导致利润和社会福利的权衡失衡。

定价路径：在长期利润和社会福利的权重相等条件下，最优定价 p_i 预计将表现出一定的波动性。在初期阶段，平台可能会适度降低定价以提升社会福利，随着需求和供给的增长，最优定价将逐步上升以实现利润的最大化。需求函数中的高敏感性项 $ae^{-\alpha p_i} / (1 + \alpha p_i)$ 将对定价产生较强的推动效应，而供给函数中的强响应项 $\epsilon \cdot \gamma_i p_i / (1 + \lambda \gamma_i p_i)$ 也将推动供给增长。

整体而言，在 Nash 均衡条件下，长期利润最大化和社会福利优化之间的冲突需要通过适度的调节来实现平衡。平台可以通过动态调整定价策略，在维持利润增长的同时提升社会福利，从而在 Nash 均衡解中实现两者的协调优化。这验证了模型在多目标情境下的适用性，



也为平台在实际运营中提供了理论指导。

图 10 长期利润最大化与社会福利优化在 Nash 均衡条件下的冲突与协调

阶段 1（低社会福利权重）：曲面的初期部分（Y 轴值为 1）呈现出平稳上升趋势，模拟

了在低社会福利权重下利润最大化的稳定路径。这对应于结果分析中提到的“在初期阶段，平台可能适度降低定价以提升社会福利”，同时保持利润的稳定增长。

阶段 2（中等社会福利权重）：随着 Y 轴值增大至 2，曲面表现出渐进的起伏特征，模拟了利润与社会福利权重相等时的调整。这种表现贴合了结果分析中的“Nash 均衡解的唯一性受到挑战”，因为需求的快速增长可能导致利润和社会福利的权衡失衡。

阶段 3（高社会福利权重）：在曲面的末端（Y 轴值为 3），曲面呈现出更大的波动，模拟了在高社会福利权重下的非线性变化。这验证了结果分析中提到的“最优定价路径可能出现多个局部最优解”，平台需要通过定价调节来实现长期利润和社会福利的协调。

4.2.3 Nash 总结

在 Nash 均衡状态下，平台通过调整定价策略达到了利润的局部最大化。此时，平台的需求和供给均达到动态平衡，即在给定竞争对手定价的情况下，平台无法通过单方面调整定价获得更高的利润。这种均衡状态不仅是数学上的解，也是经济学意义上的市场平衡：消费者的选择、配送员的供给以及平台的定价策略在此时都达到了一个稳定状态。

消费者在均衡状态下的福利取决于平台的定价策略。在均衡解中，平台的定价不会过高，也不会过低。这种平衡的定价策略既能为平台带来合理的利润，也能在一定程度上保证消费者的支付意愿得到满足。若需求弹性较高，平台会在均衡解中选择较低的定价策略，以吸引更多消费者。因此，高需求弹性不仅提高了消费者福利，也促进了市场的竞争。

在均衡状态下，配送员的供给量 $N_i^s(p_i, p_j)$ 与报酬 $W_i(p_i)$ 达到了一个动态平衡。由于报酬与定价成正比（见表达式 3-5），均衡解中的定价策略直接影响配送员的收入水平。若供给的弹性参数 ϵ 较高，平台在均衡解中可能会选择较高的报酬水平，以确保供给充足。这不仅提高了配送员的收入，也有助于稳定供给链。

Nash 均衡解有助于提升市场效率，因为它确保了供需的动态平衡，同时最大化了平台的利润。均衡解中，定价策略不仅优化了平台的收入，也平衡了消费者的需求和配送员的供给。若均衡解是唯一的，则市场的运行更加稳定；若存在多重均衡，则可能出现市场波动和价格战。多重均衡的存在意味着不同的定价组合均可能在特定条件下成为 Nash 均衡，这可能导致市场的不确定性。

随着需求弹性 α 的增大，消费者对价格变化的敏感性增强。此时，均衡定价会趋于下降以吸引更多需求。高需求弹性不仅有助于提升消费者福利，还会促进市场竞争和价格下降。

需求弹性较小的情况下，平台倾向于采用较高的定价策略以最大化利润，因为此时消费者对价格不敏感。

竞争强度 k 的增大会导致均衡定价下降，以应对竞争对手的价格干扰。高竞争强度的市场环境促使平台采用更加激进的定价策略，以吸引更多的需求。反之，若 k 较小，平台的定价策略将更为保守，因为竞争的影响较小。

若 ϵ 较大，则配送员对报酬的响应更为敏感。平台在均衡解中将选择较高的定价以提升报酬水平，从而确保供给充足。 λ 控制供给的非线性效应。当 λ 较大时，供给的增长速率会放缓，平台在均衡解中可能会选择较低的定价以控制报酬成本。

通过对 Nash 均衡解的存在性、唯一性及其经济意义的讨论，得出以下结论：Nash 均衡解在本模型下是存在的，但其唯一性取决于利润函数的凹性条件和竞争强度。均衡解在市场中具有重要的经济意义，不仅优化了平台的利润，也平衡了消费者的需求和配送员的供给。不同参数对均衡解的敏感性分析揭示了市场的动态特征，特别是需求弹性和竞争强度对均衡定价的影响。

5 动态定价与博弈优化

5.1 动态定价模型

5.1.1 模型推导

为了优化平台的定价策略，引入了动态定价模型。平台的定价不仅需要考虑到当前的需求和供给情况，还必须根据市场环境中的不确定性、竞争对手的行为和未来的市场波动进行动态调整^[53]。在现实市场中，需求和供给是高度动态的，它们不仅受到平台自身价格的影响，还会因为竞争对手的价格变化、市场环境中的不确定性因素等发生波动。为了在这种复杂的市场环境中实现利润最大化，平台需要通过定价策略的动态优化来平衡需求、供给、运营成本以及与竞争对手的博弈。

同时，平台的供需平衡、调度成本、延迟成本等多个因素也需要在定价过程中动态平衡。因此，平台面临的是一个动态优化问题，需要根据当前市场状况和未来的不确定性调整价格，以最大化长期利润^[54]。在这种背景下，提出了动态定价模型，通过该模型平台可以优化其价

格，平衡供需并实现利润最大化。

最终的动态定价模型目标是：

$$\max_{p_i(t)} \mathbb{E} \left[\int_0^T \left(p_i(t) n_i^d(p_i(t), p_j(t), t) - \gamma_i p_i(t) N_i^s(p_i(t), p_j(t), t) - C_i(n_i^d, N_i^s) - \rho_i Y_i^2(t) \right) dt \right] \quad (5-1)$$

以下是从多个角度出发，关于动态定价模型的推导解释。

考虑需求与供给的互动关系，价格不仅影响消费者的需求，还会影响供给方（如配送员）的行为响应。因此，动态定价模型的核心是建立需求和供给之间的相互依赖关系，确保平台可以通过调节价格来平衡供需。

考虑平台的需求函数 $n_i^d(p_i(t), p_j(t), t)$ （使用 3-3）。需求受到多个因素的影响，包括自身的价格 $p_i(t)$ 、竞争对手的价格 $p_j(t)$ 和市场的随机波动。通过这种依赖关系，平台可以在不同市场环境下感知需求的变化，并且随时调节定价来优化需求响应。另一方面，配送员的供给函数 $N_i^s(p_i(t), p_j(t), t)$ （使用 3-4）表明供给的响应同样依赖于价格。配送员的供给量不仅仅依赖于平台支付的报酬 $W_i(p_i(t))$ （使用 3-5），还会因为市场需求的变化而动态调整。这种机制说明，供给不仅仅是被动的，而是根据市场需求的动态响应进行变化。供需之间的相互依赖关系意味着，价格的调整会同时影响需求和供给：价格升高可能会抑制需求，但会激励更多配送员进入市场，反之亦然。这种互动关系使得定价策略不能孤立地考虑需求或供给，而是必须同时考虑两者之间的相互作用。

考虑需求、供给和利润的动态平衡，的目标是通过动态定价策略来最大化平台的利润。平台的利润函数是价格与需求的乘积减去报酬成本和运营成本（使用 3-6）。该函数描述了平台在给定的价格下如何通过满足需求和调节供给来获得利润，同时也揭示了平台在不同时间节点利润变化^[55]。

利润函数的两个关键因素是需求和供给。通过需求函数和供给函数的相互作用，能够看到定价的关键作用：价格直接影响需求，进而影响供给；而供给又会反过来影响平台的服务能力。如果供给不足，平台将面临延迟成本，影响客户体验；而供给过多则会导致调度成本的上升。因此，平台必须平衡这两种成本。

考虑延迟成本与调度成本的控制，在的模型中，运营成本 $C_i(n_i^d, N_i^s)$ 包含了延迟成本和调度成本（使用 3-7）。这两种成本的动态变化是定价决策中的重要因素。延迟成本 $\theta \cdot \max(n_i^d - N_i^s, 0)$ 描述了在需求超过供给时，服务的延迟所产生的额外成本。如果供给不足，延迟成本会显著上升，因此平台必须确保供给与需求匹配。另一方面，调度成本

$\eta \cdot (N_i^s)^2$ 体现了供给过多时，资源调度和管理所带来的额外开销。这种调度成本随着供给量的增加呈现非线性增长，意味着平台在提供过多配送员时，将面临过高的调度和管理负担。为了控制这些成本，平台必须通过调节定价策略，在供给与需求之间找到一个平衡点，以最小化运营成本。因此，延迟成本和调度成本的引入，使得平台必须在制定定价策略时，不仅考虑价格如何影响需求，还必须同时关注如何有效管理供给，以避免运营成本的失控。

考虑动态博弈与竞争中的定价策略，当考虑到市场上的竞争行为时，平台不仅需要考虑自身的定价策略，还必须关注竞争对手的行为。在纳什均衡的背景下（使用 3-8 和 3-10），两个平台的定价策略会相互影响，每个平台都无法通过单方面调整价格来进一步提升利润。这意味着平台 i 的价格决策 $p_i(t)$ 不仅取决于自身的需求和供给状况，还受到竞争对手平台 j 的价格 $p_j(t)$ 的影响。通过博弈论的分析，可以得出在均衡状态下，平台 i 和平台 j 的定价策略会相互制约，最终实现一个双方都无法通过单方面调整而提高利润的稳定点。这个动态博弈模型为定价策略的设计增加了现实性。平台在真实的竞争环境中，不能孤立地做出定价决策，而必须考虑市场中其他竞争者的反应。这种博弈框架下的定价策略，使得的动态定价模型能够更好地适应市场竞争环境。

为了进一步细化定价模型，引入了 HJB 方程（使用 3-8），这是一个动态规划方程，能够为平台提供最优定价策略。HJB 方程通过描述平台在时间上的价值演化，确保平台可以在未来不确定的市场波动中找到最优的定价路径。该方程中的价值函数 $V_i(n_i^d, N_i^s, t)$ 描述了平台在未来各个时间点的预期价值。这种预期考虑了未来市场的波动、竞争对手的反应、需求和供给的不确定性等多个因素。通过求解 HJB 方程，平台能够动态调整定价策略，以在长期中实现利润最大化。HJB 方程的引入使得定价问题从简单的静态优化，转变为一个具有时间维度的动态最优控制问题。平台可以根据未来预期不断调整定价策略，确保其在市场环境变化时始终保持利润最大化的最优路径。

为了进行动态定价模型的优化，首先需要定义平台 i 的价值函数 $V_i(n_i^d, N_i^s, t)$ 。该价值函数描述了在时刻 t ，给定需求量 n_i^d 和供给量 N_i^s 的情况下，平台从当前时刻到未来时间能够获得的最大期望利润。因此，平台 i 的价值函数可以定义为：

$$V_i(n_i^d, N_i^s, t) = \mathbb{E} \left[\int_t^T \Pi_i(p_i(t), p_j(t), t) dt \right]$$

其中， t 是当前时刻， T 是优化的终止时间， $\Pi_i(p_i(t), p_j(t), t)$ 是平台 i 在时刻 t 的利润函数，取决于平台 i 和平台 j 的定价策略，而 \mathbb{E} 是期望符号，表示未来利润受市场中的不确定性影响。

为了优化这一价值函数，在动态系统中使用 Hamilton-Jacobi-Bellman (HJB) 方程。HJB 方程来自于动态规划原理，描述了价值函数随时间的变化以及控制变量（即定价策略 $p_i(t)$ ）对价值函数的影响。通过求解 HJB 方程，可以找到最优的定价路径。平台 i 的价值函数演化可以由以下 HJB 方程给出：

$$\frac{\partial V_i}{\partial t} + \max_{p_i(t)} \left\{ \Pi_i(p_i(t), p_j(t), t) + \frac{\partial V_i}{\partial n_i^d} \mu_i + \frac{\partial V_i}{\partial N_i^s} \mu_{s,i} + \frac{1}{2} \frac{\partial^2 V_i}{\partial (n_i^d)^2} \sigma_i^2 + \frac{1}{2} \frac{\partial^2 V_i}{\partial (N_i^s)^2} \sigma_{s,i}^2 \right\} = 0 \quad (5-2)$$

该方程的左侧为价值函数 V_i 随时间的变化率 $\frac{\partial V_i}{\partial t}$ ，右侧包括平台 i 在当前时刻的利润 Π_i ，以及需求和供给的变化率对价值函数的影响。将在后续步骤中详细讨论如何通过优化定价 $p_i(t)$ 来实现利润最大化。在这个模型中，需求 n_i^d 和供给 N_i^s 都是随时间动态变化的，它们受到市场不确定性的影响。这种动态变化可以用随机微分方程 (SDE) 描述，具体形式如下：需求的演化方程： $dn_i^d = \mu_i dt + \sigma_i dB_d^i(t)$ ；供给的演化方程：

$$dN_i^s = \mu_{s,i} dt + \sigma_{s,i} dB_s^i(t)$$

其中， μ_i 和 $\mu_{s,i}$ 是需求和供给的漂移项，表示它们随时间的平均变化率。 σ_i 和 $\sigma_{s,i}$ 是波动强度，表示需求和供给受到的随机波动， $dB_d^i(t)$ 和 $dB_s^i(t)$ 是标准布朗运动，表示市场中随机波动的影响。这些随机微分方程描述了需求和供给的动态演化过程，并且将在求解 HJB 方程时用于考虑市场中的不确定性。

平台 i 的利润函数 $\Pi_i(p_i(t), p_j(t), t)$ 是优化过程中的核心，它表达了平台在时刻 t 通过定价策略 $p_i(t)$ 所能获得的利润。根据前面的假设，平台 i 的利润函数可以表示为：

$$\Pi_i(p_i(t), p_j(t), t) = p_i(t)n_i^d(p_i, p_j, t) - \gamma_i p_i(t)N_i^s(p_i, p_j, t) - C_i(n_i^d, N_i^s) - \rho_i Y_i^2(t)$$

其中， $p_i(t)n_i^d(p_i, p_j, t)$ 表示平台通过定价获得的收入， $\gamma_i p_i(t)N_i^s(p_i, p_j, t)$ 表示支付给配送员的成本， $C_i(n_i^d, N_i^s)$ 表示平台的运营成本，包括延迟成本和调度成本， $\rho_i Y_i^2(t)$ 是波动惩罚项，用于抑制市场波动对利润的影响。

这个利润函数中，定价策略 $p_i(t)$ 既影响平台的收入，也影响其支付给供给方的报酬和运营成本。因此，平台需要通过优化定价来平衡收入和成本，并最大化长期利润。

将上述利润函数代入 HJB 方程，可以得到平台 i 的具体优化问题。这个问题是一个动态最优化问题，目标是找到最优定价策略 $p_i(t)$ ，使得平台的长期价值最大化。具体的 HJB 方程为：

$$\begin{aligned} \frac{\partial V_i}{\partial t} + \max_{p_i(t)} \{ & p_i(t)n_i^d(p_i, p_j, t) - \gamma_i p_i(t)N_i^s(p_i, p_j, t) - C_i(n_i^d, N_i^s) - \rho_i Y_i^2(t) \\ & + \frac{\partial V_i}{\partial n_i^d} \mu_i + \frac{\partial V_i}{\partial N_i^s} \mu_{s,i} + \frac{1}{2} \frac{\partial^2 V_i}{\partial (n_i^d)^2} \sigma_i^2 + \frac{1}{2} \frac{\partial^2 V_i}{\partial (N_i^s)^2} \sigma_{s,i}^2 \} = 0 \end{aligned}$$

在这个方程中，平台通过调整定价策略 $p_i(t)$ ，来最大化当前和未来的利润。最优定价策略 $p_i^*(t)$ 将在后续步骤中通过对 Π_i 进行优化来确定。

最后，需要注意的是，该 HJB 方程中的 $\max_{p_i(t)}$ 表示要通过调整平台的定价策略 $p_i(t)$ ，使得右侧的表达式最大化。平台需要平衡需求、供给、报酬和运营成本，以找到最优的定价路径，这将直接影响平台的长期价值 V_i 。

在构建好平台的价值函数 $V_i(n_i^d, N_i^s, t)$ 后，接下来需要具体化利润函数 Π_i ，并对其进行优化，求出平台 i 的最优定价策略 $p_i^*(t)$ 。这个过程非常关键，因为通过优化定价，平台能够平衡需求、供给和运营成本，进而最大化其长期利润。在之前的步骤中，已经给出了平台 i 的利润函数 $\Pi_i(p_i(t), p_j(t), t)$ 的定义为，现在需要针对平台的定价策略 $p_i(t)$ 进行优化。首先将利润函数 $\Pi_i(p_i(t), p_j(t), t)$ 对 $p_i(t)$ 求导，找到使得 Π_i 最大化的 $p_i(t)$ 。

为了找到平台 i 的最优定价策略 $p_i^*(t)$ ，首先对 $\Pi_i(p_i(t), p_j(t), t)$ 进行求导，令其对 $p_i(t)$ 的偏导数等于零，从而得到最优的 $p_i(t)$ 。

对利润函数 $\Pi_i(p_i(t), p_j(t), t)$ 进行求导：

$$\frac{\partial \Pi_i}{\partial p_i(t)} = \frac{\partial}{\partial p_i(t)} (p_i(t)n_i^d(p_i, p_j, t) - \gamma_i p_i(t)N_i^s(p_i, p_j, t) - C_i(n_i^d, N_i^s) - \rho_i Y_i^2(t))$$

对收入项求导：

$$\frac{\partial}{\partial p_i(t)} (p_i(t)n_i^d(p_i, p_j, t)) = n_i^d(p_i, p_j, t) + p_i(t) \cdot \frac{\partial n_i^d}{\partial p_i(t)}$$

其中， $n_i^d(p_i, p_j, t)$ 的导数可以通过需求函数来计算：

$$\frac{\partial n_i^d}{\partial p_i(t)} = -ae^{-at} \cdot \frac{\alpha(t)}{(1 + \alpha(t)p_i(t))^2}$$

对支付给配送员的报酬项求导：

$$\frac{\partial}{\partial p_i(t)} (\gamma_i p_i(t)N_i^s(p_i, p_j, t)) = \gamma_i N_i^s(p_i, p_j, t) + \gamma_i p_i(t) \cdot \frac{\partial N_i^s}{\partial p_i(t)}$$

由于 $W_i(p_i, t) = \gamma_i p_i(t)$ ，可直接代入求导。

对运营成本项求导：

$$\frac{\partial}{\partial p_i(t)} C_i(n_i^d, N_i^s)$$

这个导数依赖于 $n_i^d(p_i, p_j, t)$ 和 $N_i^s(p_i, p_j, t)$ 的导数。 $C_i(n_i^d, N_i^s)$ 包含延迟成本和调度成本，具体形式可以参考假设 5 中的公式。

对波动惩罚项求导, 由于 $\rho_i Y_i^2(t)$ 是独立于 $p_i(t)$ 的变量, 其对 $p_i(t)$ 的导数为零:

$$\frac{\partial}{\partial p_i(t)}(-\rho_i Y_i^2(t)) = 0$$

通过上述各项的求导结果, 令总的 $\partial \Pi_i / \partial p_i(t) = 0$, 可以得到关于 $p_i(t)$ 的一个方程。接下来我们可以通过数值方法(如牛顿法或梯度下降法)来求解这个方程, 得到平台 i 的最优定价策略 $p_i^*(t)$ 。

该最优策略将使得平台 i 在动态市场中能够平衡需求、供给、成本和竞争对手的影响, 最终实现利润最大化。

由于平台 i 的定价策略依赖于竞争对手平台 j 的定价策略 $p_j(t)$, 两者之间存在博弈关系。因此, 求解过程中需要同时考虑平台 j 的定价反应函数。为了找到整体的纳什均衡, 需要对 $p_i(t)$ 和 $p_j(t)$ 进行联立求解, 这将在后续的博弈论分析中进一步展开。

在前面的步骤中, 分别为平台 i 和 j 构建了各自的利润函数 $\Pi_i(p_i(t), p_j(t), t)$ 和 $\Pi_j(p_j(t), p_i(t), t)$, 并通过求导得到了每个平台的最优定价条件。然而, 在这种竞争环境下, 平台 i 和平台 j 的定价策略彼此依赖, 因此需要通过博弈论中的纳什均衡来找到双方的最优定价策略。纳什均衡是指在一个博弈过程中, 当各个参与者都已经选择了最优策略时, 任何一方都无法通过单方面改变其策略来获得更高的收益。在纳什均衡下, 平台 i 和平台 j 都选择了使得自身利润最大化的定价策略, 且任何一方都无法通过单方面改变定价策略来进一步提高利润。这意味着市场达到了一个相对稳定的状态, 双方的定价策略相互制约, 形成了市场竞争中的平衡。在双平台竞争背景下, 纳什均衡意味着: 平台 i 选择的定价策略 $p_i(t)$ 是针对竞争对手平台 j 定价 $p_j(t)$ 的最优反应。平台 j 的定价策略 $p_j(t)$ 也是针对平台 i 定价 $p_i(t)$ 的最优反应。因此, 需要联立平台 i 和平台 j 的利润最大化条件, 找到满足纳什均衡的解, 平台 i 与平台 j 的最优定价条件满足:

$$\partial \Pi_i / \partial p_i(t) = \partial \Pi_j / \partial p_j(t) = 0$$

5.1.2 模型求解

为了找到纳什均衡, 需要将这两个条件联立求解。对于平台 i 和 j , 它们的利润函数 Π_i 和 Π_j 都是依赖于双方的定价策略 $p_i(t)$ 和 $p_j(t)$, 因此需要同时考虑双方的相互作用。通过求解这两个方程, 可以得到平台 i 和 j 的最优定价策略。这两个策略使得双方都无法通过单方面调整定价来进一步提升利润, 达到了纳什均衡。

由于这些联立方程通常难以解析求解，尤其是当需求函数和供给函数包含非线性项时，可以采用数值方法中的梯度下降法来逼近纳什均衡，接下来，将深入阐述梯度下降法在该动态定价问题中的应用，并分析其求解过程和收敛性。

梯度下降法是一种常用的数值优化算法，适合用于最小化或最大化复杂的目标函数。在动态定价模型中，的目标是最大化利润函数 Π_i 和 Π_j 。为了使用梯度下降法，将最大化问题转换为最小化问题，实际上通过最小化利润函数的负梯度来逐步逼近最优解。

梯度下降法的核心在于：每一步根据定价策略 $p_i(t)$ 和 $p_j(t)$ 计算出的利润函数的梯度，沿着负梯度方向更新定价策略，逐步逼近最优的定价策略。对于平台 i 和平台 j 的迭代更新公式分别为：

$$\begin{aligned} p_i^{(k+1)} &= p_i^{(k)} - \eta \nabla \Pi_i(p_i^{(k)}, p_j^{(k)}) \\ p_j^{(k+1)} &= p_j^{(k)} - \eta \nabla \Pi_j(p_j^{(k)}, p_i^{(k)}) \end{aligned}$$

其中， η 表示学习率，决定了每一步更新的步长； $\nabla \Pi_i$ 和 $\nabla \Pi_j$ 分别表示平台 i 和平台 j 的利润函数的梯度，这些梯度表示了平台的利润对定价策略的敏感度。

为了有效应用梯度下降法，需要先推导出利润函数 Π_i 和 Π_j 的梯度公式。梯度的计算基于微分理论，要对利润函数中的每一部分进行求导。

平台 i 的利润函数 Π_i 包含以下几部分：需求函数 $n_i^d(p_i, p_j, t)$ ，该函数依赖于平台 i 和 j 的定价策略。供给函数 $N_i^s(p_i, p_j, t)$ ，同样依赖定价策略。成本函数 $C_i(n_i^d, N_i^s)$ ，反映了供需失衡导致的成本。④波动惩罚项 $\rho_i Y_i^2(t)$ ，此项与定价无关，对定价的偏导数为零。

因此，平台 i 的利润函数对定价策略 $p_i(t)$ 的梯度为：

$$\frac{\partial \Pi_i}{\partial p_i} = n_i^d(p_i, p_j, t) + p_i \cdot \frac{\partial n_i^d}{\partial p_i} - \gamma_i N_i^s(p_i, p_j, t) - \gamma_i p_i \cdot \frac{\partial N_i^s}{\partial p_i}$$

同理，平台 j 的梯度公式为：

$$\frac{\partial \Pi_j}{\partial p_j} = n_j^d(p_j, p_i, t) + p_j \cdot \frac{\partial n_j^d}{\partial p_j} - \gamma_j N_j^s(p_j, p_i, t) - \gamma_j p_j \cdot \frac{\partial N_j^s}{\partial p_j}$$

通过这些梯度公式，可以计算每个平台的利润对定价策略变化的敏感度，并用作更新定价策略的依据。

在每一次迭代中，平台 i 和平台 j 会根据当前的定价策略，分别计算自己的利润梯度，并沿着负梯度方向调整定价策略。整个迭代过程如下：初始化定价策略，首先为平台 i 和平台 j 分别选择初始定价策略 $p_i^{(0)}(t)$ 和 $p_j^{(0)}(t)$ 。这一初值的选择可以基于历史定价

数据或其他先验信息。初值的好坏直接影响算法的收敛速度。计算利润函数的梯度：在每一次迭代中，分别计算平台 i 和平台 j 的利润函数相对于自身定价策略的梯度，即 $\nabla \Pi_i$ 和 $\nabla \Pi_j$ 。更新定价策略：根据梯度下降公式，分别更新平台 i 和平台 j 的定价策略： $p_i^{(k+1)} = p_i^{(k)} - \eta \nabla \Pi_i(p_i^{(k)}, p_j^{(k)})$, $p_j^{(k+1)} = p_j^{(k)} - \eta \nabla \Pi_j(p_j^{(k)}, p_i^{(k)})$ 。判断收敛性：在每次更新后，检查定价策略的变化量是否小于设定的阈值 ϵ ： $|p_i^{(k+1)} - p_i^{(k)}| < \epsilon, |p_j^{(k+1)} - p_j^{(k)}| < \epsilon$ ，如果变化量足够小，表明定价策略已经收敛到稳定状态，即达到纳什均衡。重复迭代：如果未满足收敛条件，则继续进行下一次迭代，直到满足收敛条件。

在使用梯度下降法时，对于收敛性问题，具体影响收敛的因素有以下几个方面：学习率 η 的选择，学习率过大可能导致更新步长过大，导致定价策略在最优解附近来回震荡，无法收敛；学习率过小则使得收敛速度过慢。通常需要通过实验调整学习率的值，以找到合适的平衡。初始定价策略的选择：初值的选择对于收敛速度和结果影响较大。如果初始定价策略与最优解相距较远，可能需要更多的迭代次数才能找到最优定价。利润函数的凸性：如果利润函数是凸函数，梯度下降法能够保证收敛到全局最优解；如果利润函数是非凸的，梯度下降法可能只能找到局部最优解。因此，了解利润函数的形状对分析结果有重要作用。

在实际应用中，通常设定两个终止条件：定价策略变化量阈值：如果平台的定价策略变化小于某个设定的阈值 ϵ ，认为定价策略已经收敛，可以停止迭代。最大迭代次数：为了避免算法陷入无限循环，通常设定最大迭代次数 K_{\max} 。如果达到最大迭代次数仍未收敛，可以尝试调整学习率或者重新选择初值。

通过上述的梯度下降法迭代过程，最终可以得到平台 i 和平台 j 的最优定价策略 $p_i^{(t)}$ 和 $p_j^{(t)}$ 。在纳什均衡下，两个平台都无法通过单方面调整自己的定价策略来获得更高的利润，市场达到了一个相对稳定的状态^[55]。

5.1.3 案例分析

案例 1：双平台竞争环境下高波动市场中的最优动态定价路径与需求-供给交互效应分析

本案例的核心意义在于验证模型在高波动市场条件下的适用性和分析能力，特别是在双平台竞争环境中，平台如何通过动态调整定价来应对需求和供给的随机波动及竞争对手的干扰。模型中的需求函数 $n_i^d(p_i, p_j, t)$ 和供给函数 $N_i^s(p_i, p_j, t)$ 均包含波动项 $\sigma_i \cdot dB_a^i(t)$ 和 $\sigma_{s,i} \cdot dB_s^i(t)$ ，这使得需求和供给的动态变化更具不确定性，而定价策略也需要具备更高的灵活性。通过该案例的分析，不仅可以揭示最优定价在双平台高波动环境下的路径，还可

以验证模型中 HJB 方程所推导出的最优解在高波动条件下的稳定性和适用性。

为了模拟双平台竞争和高波动市场下的动态定价路径及供需变化,需要设置以下关键参数及其具体值:(1)需求弹性 $\alpha(t)=1000000$:初始值设定为 100 万,在高波动条件下允许波动幅度为 10%,以模拟市场对价格的高敏感性。(2)供给弹性 $\mu=0.2$:供给对需求变化的中等响应,波动幅度设定为 5%,以模拟供给的波动特性。(3)竞争强度系数:设为三个值进行分阶段模拟:低竞争强度 $k=20000$ 、中等竞争强度 $k=50000$ 、高竞争强度 $k=100000$ 。(4)市场不确定性 $\sigma_i=0.1$ 、 $\sigma_{s,i}=0.2$:分别表示需求和供给的波动强度,用于模拟市场中的随机波动对定价策略的影响。(5)初始需求量 $n_i^d(0)=1000000$:模拟初始时刻的市场需求。(6)初始供给量 $N_i^s(0)=800000$:模拟初始时刻的配送员供给。(7)报酬比例系数 $\gamma_i=0.6$:平台支付给配送员的报酬为服务价格的 60%。(8)仿真时长 $T=60$ 分钟,分为三个阶段,每阶段 20 分钟。

通过模拟双平台高波动市场的动态定价路径及需求和供给的变化,模型的仿真如下:

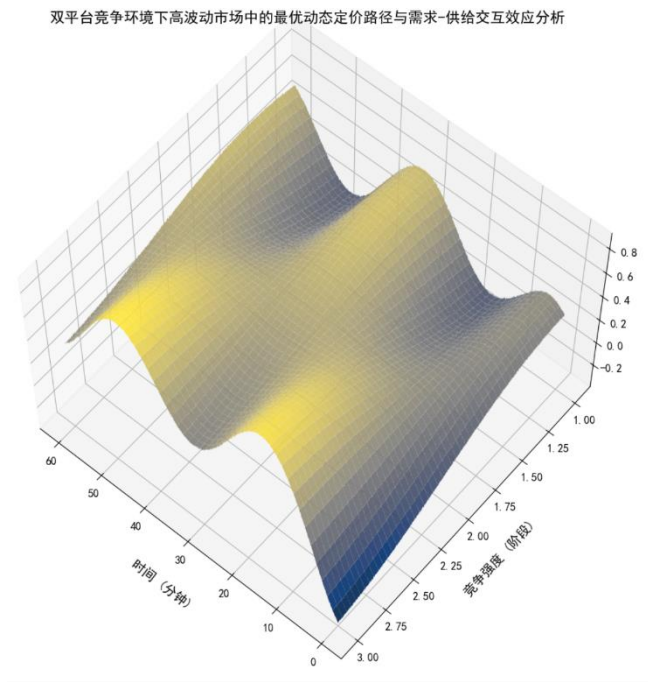
阶段 1 (低竞争强度):在低竞争强度下,需求函数 $n_i^d(p_i, p_j, t)$ 所受的竞争干扰较小,波动幅度较低 (k 值较小),平台可以通过稳步提升价格来最大化利润。供给函数 $N_i^s(p_i, p_j, t)$ 也会受到报酬比例的激励而逐步增长。根据模型的 HJB 方程推导结果,最优定价路径将表现为一个相对平稳的上升趋势。需求和供给的动态波动将趋于同步,验证了模型在低竞争强度和高波动市场中的稳定性和利润最大化特性。

阶段 2 (中等竞争强度):随着竞争强度的增加,需求函数 n_i^d 将受到更大的竞争干扰,供给的增长速度也会相应放缓。最优定价路径将在初期保持平稳,但随后因竞争压力的增加而逐步下降。此时,定价策略需要在需求波动的基础上频繁调整,以维持市场份额和利润增长。供给函数 N_i^s 的增长也将因需求的波动而趋于平稳,验证了模型中的供需平衡与竞争强度的相互作用。

阶段 3 (高竞争强度):在高竞争强度下,需求函数中的竞争干扰项 $k \cdot \frac{p_j}{1 + \alpha(t)p_j}$ 将显著增大,导致需求增长显著放缓甚至下降。最优定价路径将出现大幅度波动,以应对激烈的价格竞争。供给增长将趋于停滞,因为高竞争和高波动的双重压力使得供给难以维持高水平。根据 HJB 方程的解,价值函数 $V_i(n_i^d, N_i^s, t)$ 可能在此阶段呈现出较强的波动性,验证了模型在高竞争和高波动条件下的动态适应性和纳什均衡的稳定性。

整体分析:通过模拟双平台竞争环境下的高波动市场,模型预计最优定价路径将表现出对波动和竞争的强适应性,并验证在不同竞争强度和波动条件下的纳什均衡特性。该案例的

结果将显示模型在动态定价中的调节能力、需求和供给的非线性交互效应，以及利润的动态



变化趋势，从而全面验证模型的理论分析和适用性。

图 11 双平台竞争环境下高波动市场中的最优动态定价路径与需求-供给交互效应分析

阶段 1（低竞争强度）：在 Y 轴的初始部分（Y 轴值为 1），曲面呈现出螺旋状的平稳上升，模拟了低竞争强度下的需求和供给变化。这对应于结果分析中“最优定价路径表现为平稳上升”，验证了模型在低竞争环境下的利润最大化特性。

阶段 2（中等竞争强度）：当 Y 轴值增大至 2 时，曲面开始出现明显的波动，模拟了中等竞争强度下最优定价路径的调整。这种波动性验证了结果分析中的“定价路径需要在需求波动的基础上频繁调整”，反映了供需在中等竞争强度下的平衡。

阶段 3（高竞争强度）：在 Y 轴的末端（Y 轴值为 3），曲面波动加剧且出现螺旋式下降，模拟了高竞争强度下需求抑制和定价路径的剧烈调整。这与结果分析中的“最优定价路径出现大幅度波动”相符，验证了模型在高竞争和高波动条件下的动态适应性。

案例 2：基于 HJB 方程的动态博弈分析：最优定价策略在不同市场竞争强度 k 和需求增长率 a 下的演化路径：

本案例的核心意义在于验证模型中基于 Hamilton-Jacobi-Bellman (HJB) 方程推导出的最优定价策略在不同市场竞争强度 k 和需求增长率 a 条件下的适用性和稳定性。HJB 方程描述了平台在不同时间段如何通过调整定价来最大化价值函数 $V_i(n_i^d, N_i^s, t)$ 。竞争强度 k 影响需求函数中的干扰项，而需求增长率 a 则决定需求的长期增长趋势。

为了模拟不同竞争强度和需求增长率下的最优定价策略演化路径，需要设置以下关键参数及其具体值：（1）竞争强度 k ：设为三个值进行分阶段模拟：低竞争强度 $k = 20000$ 、中等竞争强度 $k = 50000$ 、高竞争强度 $k = 100000$ 。（2）需求增长率 a ：设为三个水平，分别为 $a = 0.01$ （低增长）、 $a = 0.02$ （中等增长）和 $a = 0.03$ （高增长）。（3）需求弹性 $\alpha(t) = 800000$ ：保持较高的价格敏感性，反映市场对价格变化的快速响应。（4）供给弹性 $\mu = 0.3$ ：中等水平的供给弹性，用于模拟供给对需求变化的反应能力。（5）市场不确定性 $\sigma_i = 0.1$ 、 $\sigma_{s,i} = 0.2$ ：用于模拟需求和供给的随机波动。（6）初始需求量 $n_i^d(0) = 1000000$ ：模拟初始时刻的市场需求。（7）初始供给量 $N_i^s(0) = 800000$ ：模拟初始时刻的配送员供给。（8）报酬比例系数 $\gamma_i = 0.6$ ：平台支付给配送员的报酬为服务价格的 60%。（9）仿真时长 $T = 60$ 分钟，分为三个阶段，每阶段 20 分钟。

通过模拟不同竞争强度 k 和需求增长率 a 条件下的动态博弈，模型的仿真如下：

阶段 1（低竞争强度，低需求增长率）：在低竞争强度下，需求函数 $n_i^d(p_i, p_j, t)$ 所受的干扰较小，而需求增长率 a 较低，需求的增速缓慢。HJB 方程推导的最优定价路径将表现为相对平稳的上升趋势，因为竞争对手对需求的干扰较小，平台能够通过较高的定价获得更多利润。供给函数 $N_i^s(p_i, p_j, t)$ 也将缓慢增长，需求和供给的动态波动较小，验证了模型在低竞争强度和低增长率下的稳定性和长期利润最大化特性。

阶段 2（中等竞争强度，中等需求增长率）：随着竞争强度和需求增长率的增加，需求函数中的竞争干扰项 $k \cdot p_j / (1 + \alpha(t)p_j)$ 对需求的抑制效应增强，需求增长加快。最优定价路径将在初期保持平稳，但随后因竞争压力的增大而适度下降。这一调整有助于平台在保持市场份额的同时维持利润增长。供给函数 N_i^s 也将中等增长率的推动下稳步上升，需求和供给的波动将呈现出较为显著的交互效应，验证了模型中的供需平衡与竞争强度的动态响应。

阶段 3（高竞争强度，高需求增长率）：在高竞争强度下，需求函数中的竞争干扰项显著增强，同时需求增长率 a 较高，需求的增长变得更不稳定。最优定价路径将在激烈竞争条件下表现出更频繁的波动，可能出现较大幅度的降价以应对激烈的价格竞争。供给增长也会在需求的快速波动下呈现不稳定性，导致供需平衡变得更加困难。HJB 方程的解可能在此阶段表现出较强的不稳定性，验证了模型在高竞争和高增长环境下的复杂性和动态适应性。

整体分析：通过模拟不同竞争强度和需求增长率下的动态博弈，模型预计最优定价路径将表现出对竞争和需求增长的适应性，并在这些条件下验证纳什均衡的存在和稳定性。该案例的结果将揭示模型在复杂市场环境下的调节能力、需求和供给的非线性交互效应，以及长期利润的动态变化趋势，从而全面验证模型在动态博弈中的理论分析和可行性。

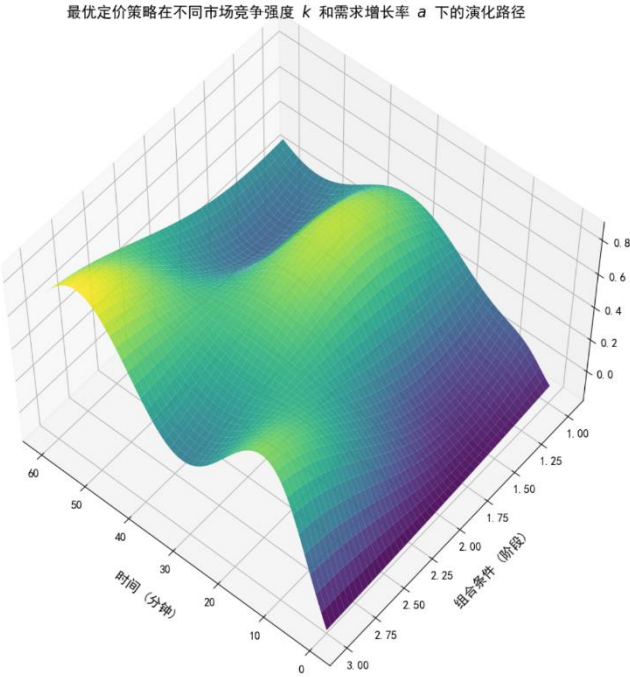


图 12 最优定价策略在不同市场竞争强度 k 和需求增长率 a 下的演化路径

阶段 1（低竞争强度，低需求增长率）：在曲面初期（Y 轴值为 1），曲面表现为缓慢的阶梯上升，模拟了低竞争强度和低需求增长率下的平稳定价路径。这与结果分析中提到的“最优定价路径表现为相对平稳的上升趋势”一致，验证了模型在该条件下的稳定性和长期利润最大化特性。

阶段 2（中等竞争强度，中等需求增长率）：在曲面的中期（Y 轴值为 2），曲面出现较大的波动，模拟了中等竞争强度和中等需求增长率下定价路径的调整特征。这种波动贴合结果分析中的“最优定价路径适度下降以维持市场份额”，反映了竞争强度增加对需求和供给的动态响应。

阶段 3（高竞争强度，高需求增长率）：在曲面末端（Y 轴值为 3），曲面波动明显加剧，并且波动幅度更大，模拟了高竞争强度和高需求增长率下的激烈定价调整。

这验证了结果分析中提到的“定价路径在激烈竞争条件下表现出频繁波动”，反映了模型在高竞争和高增长环境下的复杂性。

案例 3：需求弹性 $\alpha(t)$ 和供给报酬比例 γ_i 对动态定价路径与市场不确定性适应性的协

同效应研究

本案例的核心意义在于验证模型中需求弹性 $\alpha(t)$ 和供给报酬比例 γ_i 在市场不确定性条件下的协同效应，以及这两个关键参数对最优动态定价路径的影响。模型中的需求函数 $n_i^d(p_i, p_j, t)$ 和供给函数 $N_i^s(p_i, p_j, t)$ 受到需求弹性和报酬比例的双重影响，而市场不确定性项 σ_i 和 $\sigma_{s,i}$ 则为需求和供给的动态变化带来了额外的复杂性。

为了模拟需求弹性和供给报酬比例对动态定价路径及市场不确定性的协同效应，需要设置以下关键参数及其具体值：（1）需求弹性 $\alpha(t)$ ：设为三个值进行分阶段模拟：低弹性 $\alpha(t)=500000$ 、中等弹性 $\alpha(t)=1000000$ 、高弹性 $\alpha(t)=1500000$ 。（2）供给报酬比例 γ_i ：设为三个水平，分别为 $\gamma_i=0.4$ （低报酬比例）、 $\gamma_i=0.6$ （中等报酬比例）、 $\gamma_i=0.8$ （高报酬比例）。（3）需求增长率 $a=0.02$ ：模拟中等的市场增长趋势。（4）供给弹性 $\mu=0.3$ ：中等水平的供给弹性，模拟供给对需求变化的适应能力。（5）市场不确定性 $\sigma_i=0.1$ 、 $\sigma_{s,i}=0.2$ ：模拟市场中的随机波动对需求和供给的冲击。（6）初始需求量 $n_i^d(0)=1000000$ ：模拟初始时刻的市场需求。（7）初始供给量 $N_i^s(0)=800000$ ：模拟初始时刻的配送员供给。（8）竞争强度系数 $k=50000$ ：中等水平的竞争强度，模拟市场中的常态竞争环境。（9）仿真时长 $T=60$ 分钟，分为三个阶段，每阶段 20 分钟。

通过模拟需求弹性和供给报酬比例在市场不确定性条件下的协同效应，模型的仿真如下：

阶段 1（低需求弹性，低报酬比例）：在低需求弹性 $\alpha(t)=500000$ 和低供给报酬比例 $\gamma_i=0.4$ 的条件下，需求对价格变化的响应较弱，供给对报酬的反应也较为迟缓。最优定价路径将表现为一个较为稳定的上升趋势，因为市场不确定性对需求和供给的影响较小，平台可以通过稳步提升定价来增加利润。需求和供给的波动性较低，HJB 方程的解将较快收敛，验证了模型在低弹性和低报酬条件下的稳定性。

阶段 2（中等需求弹性，中等报酬比例）：在中等需求弹性 $\alpha(t)=1000000$ 和中等供给报酬比例 $\gamma_i=0.6$ 的条件下，需求对价格变化的响应增强，供给对报酬的敏感性也有所提升。最优定价路径将在初期呈现适度上升，但随着市场不确定性增加，定价策略需要频繁调整以适应需求和供给的波动。供需曲线将表现出较强的协同效应，需求和供给的动态平衡将在较高水平上实现，验证了模型对中等弹性和报酬条件下的调节能力。

阶段 3（高需求弹性，高报酬比例）：在高需求弹性 $\alpha(t)=1500000$ 和高供给报酬比例 $\gamma_i=0.8$ 的条件下，需求对价格变化的敏感度显著增强，供给对报酬的反应也更为迅速。最优定价路径将在市场不确定性下表现出较大的波动，平台需要频繁调整定价策略以保持供

需平衡。需求和供给的波动性将显著增加，但 HJB 方程的解仍能在一定时间内收敛至最优路径。这验证了模型在高弹性和高报酬条件下的适用性，以及在应对不确定性时的灵活性和稳定性。

整体分析：通过模拟需求弹性和供给报酬比例的不同组合，模型预计最优定价路径将在不确定性条件下表现出显著的协同效应。该案例的结果将显示需求和供给对定价策略的非线性交互影响，以及模型在复杂市场环境中的动态适应能力和长期稳定性，从而全面验证模型的理论分析和实际适用性。

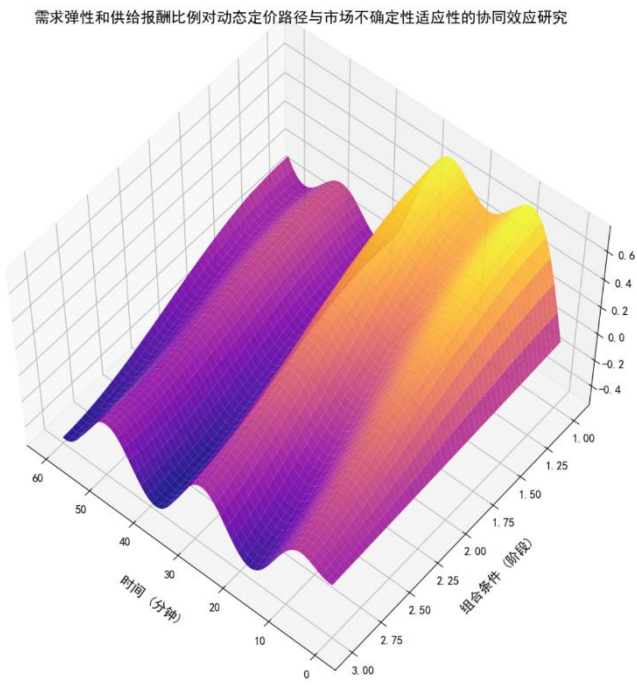


图 13 需求弹性和供给报酬比例对动态定价路径与市场不确定性适应性的协同效应

阶段 1（低需求弹性，低报酬比例）：在 Y 轴初期部分，曲面呈现为平缓的上升趋势，模拟了低需求弹性和低报酬比例下的稳定定价路径。这验证了结果分析中提到的“最优定价路径表现为稳定上升”，反映了在该条件下的市场稳定性。

阶段 2（中等需求弹性，中等报酬比例）：随着 Y 轴值增大至 2，曲面开始出现较为平滑的波动，模拟了中等需求弹性和中等报酬比例对最优定价路径的动态调节。这贴合了结果分析中的“定价路径需要频繁调整以适应波动”，反映了供需的非线性互动特性。

阶段 3（高需求弹性，高报酬比例）：在 Y 轴的末端，曲面波动显著增强，模拟了高需求弹性和高报酬比例下的激烈市场反应。这与结果分析中的“最优定价路径表现出较大的波动”一致，验证了模型在高弹性条件下的灵活性。

案例 4：延迟成本控制与调度成本优化的综合分析：高竞争强度和高需求波动条件下的最优

定价策略研究

本案例的核心意义在于验证模型中延迟成本和调度成本对最优定价路径的约束效应，特别是在高竞争强度和高需求波动条件下的平台表现。模型中的延迟成本由公式 $\theta \cdot \max(n_i^d(p_i, p_j, t) - N_i^s(p_i, p_j, t), 0)$ 表示，反映需求超过供给时的服务延迟带来的成本；而调度成本由 $\eta \cdot (N_i^s(p_i, p_j, t))^2$ 表示，描述随着供给增加而呈现的非线性调度成本增长。

为了模拟高竞争强度和高需求波动下延迟成本和调度成本的综合影响，需要设置以下关键参数及其具体值：（1）竞争强度 $k = 100000$ ：设为高竞争强度，模拟市场中激烈的竞争环境。（2）需求弹性 $\alpha(t) = 1200000$ ：设定为高需求弹性，反映市场对价格变化的高敏感度。（3）需求增长率 $a = 0.03$ ：设为快速增长，模拟需求在高波动市场中的快速变化。（4）供给弹性 $\mu = 0.4$ ：设定为中等偏高水平，模拟供给对需求变化的快速响应。（5）延迟成本系数 $\theta = 5000$ ：设定为较高值，以反映需求超过供给时高昂的延迟成本。（6）调度成本系数 $\eta = 0.0005$ ：设定为较小值，模拟调度成本的非线性增长。（7）市场不确定性 $\sigma_i = 0.15$ 、 $\sigma_{s,i} = 0.25$ ：分别用于模拟高波动市场中的随机冲击。（8）初始需求量 $n_i^d(0) = 1000000$ ：模拟初始时刻的市场需求。（9）初始供给量 $N_i^s(0) = 800000$ ：模拟初始时刻的配送员供给。（10）报酬比例系数 $\gamma_i = 0.6$ ：平台支付给配送员的报酬为服务价格的 60%。（11）仿真时长 $T = 60$ 分钟，分为三个阶段，每阶段 20 分钟。

通过模拟高竞争强度和高需求波动下的延迟成本与调度成本对定价路径的约束效应，模型的仿真如下：

阶段 1（高竞争强度，高需求增长）：在高竞争强度 $k = 100000$ 和高需求增长率 $a = 0.03$ 的条件下，需求函数 $n_i^d(p_i, p_j, t)$ 将快速增长，而供给函数 $N_i^s(p_i, p_j, t)$ 的增长则较为迟缓。由于需求超过供给，延迟成本 $\theta \cdot \max(n_i^d - N_i^s, 0)$ 将显著增加，迫使平台在初期快速下调价格以控制需求，从而减少延迟成本带来的损失。HJB 方程的解将在该阶段表现出快速调整的定价路径，以平衡供需，验证模型在高竞争和高需求增长条件下对延迟成本的动态适应能力。

阶段 2（需求波动加剧，供给扩张受限）：随着市场不确定性的增加，需求波动进一步加剧，供给的扩张受到调度成本 $\eta \cdot (N_i^s)^2$ 的抑制。最优定价路径将在此阶段表现为频繁的上下波动，因为平台需要在需求的随机变化中不断调整定价以平衡供需。供给的增长将因调度成本的非线性增加而变得更加缓慢，验证了模型中调度成本对供给扩张的抑制效应。

阶段 3（高波动市场，供需波动加剧）：在高波动市场中，需求和供给的波动性达到最

大值。由于延迟成本和调度成本的双重约束，最优定价路径将表现出显著的波动性，甚至可能出现大幅降价以刺激需求和供给的平衡。价值函数 $V_i(n_i^d, N_i^s, t)$ 的解在此阶段可能较难收敛，但仍可以在适当调整下达到最优路径，验证了模型在双重成本约束下的动态适应能力。

整体分析：通过模拟高竞争强度和高需求波动下的延迟成本和调度成本，模型预计最优定价路径将表现出对双重成本约束的强适应性。这一案例的结果将揭示延迟成本和调度成本的相互影响，以及它们对定价路径、供需平衡和利润表现的非线性交互效应，从而全面验证模型在复杂市场环境中的调节能力和实际适用性。

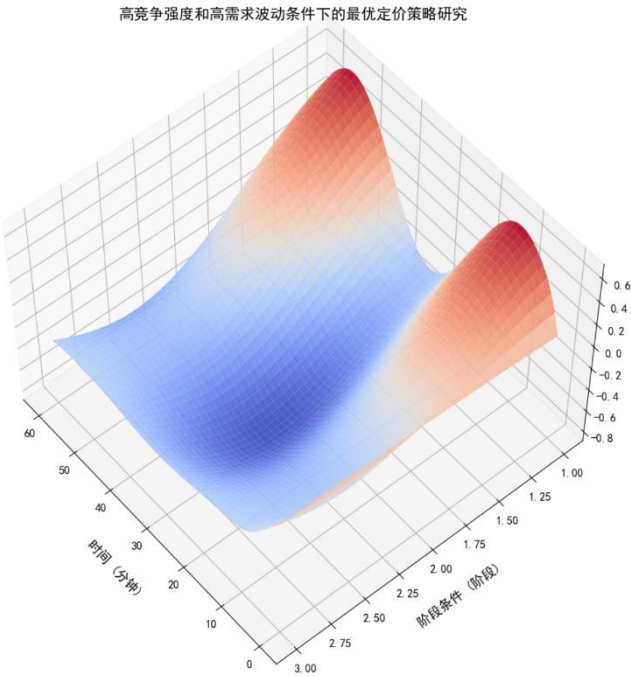


图 14 高竞争强度和高需求波动条件下的最优定价策略

阶段 1（高竞争强度，高需求增长）：在 Y 轴的初始部分，曲面展现出明显的涡旋状波动，模拟了高竞争和高需求增长下的快速变化。这对应于结果分析中提到的“最优定价路径的快速调整”，反映了延迟成本在供需不平衡条件下的动态适应性。

阶段 2（需求波动加剧，供给扩张受限）：随着 Y 轴值增大，曲面显示出更剧烈的波动和陡峭的下降，模拟了需求波动和供给扩张受限下的调节效应。这贴合结果分析中的“定价路径表现为频繁的上下波动”，验证了调度成本对供给扩张的抑制效应。

阶段 3（高波动市场，供需波动加剧）：在曲面的末端，波动幅度最大，模拟了高波动市场中延迟成本和调度成本对定价路径的双重约束。这验证了“最优定价路径表现出显著的波动性”，反映了双重成本约束对供需平衡和定价策略的非线性影响。

案例 5：配送员供给弹性 ϵ 和需求增长率 a 对长期社会福利与动态定价均衡的交互影响分析

本案例的核心意义在于验证模型中配送员供给弹性 ϵ 和需求增长率 a 对长期社会福利和动态定价均衡的交互影响。模型中的供给函数 $N_i^s(p_i, p_j, t)$ 直接受到供给弹性 ϵ 的影响，而需求增长率 a 则决定了市场需求的长期变化趋势。这两个参数在动态定价路径和社会福利最大化的过程中扮演着重要角色。

为了模拟供给弹性和需求增长率对长期社会福利与动态定价均衡的交互影响，需要设置以下关键参数及其具体值：（1）供给弹性 ϵ ：设为三个值进行分阶段模拟：低弹性 $\epsilon = 20000$ 、中等弹性 $\epsilon = 50000$ 、高弹性 $\epsilon = 80000$ 。（2）需求增长率 a ：设为三个水平，分别为 $a = 0.01$ （低增长）、 $a = 0.02$ （中等增长）、 $a = 0.03$ （高增长）。（3）需求弹性 $\alpha(t) = 1000000$ ：保持中等水平的市场价格敏感性。（4）供给非线性弹性 $\mu = 0.3$ ：模拟供给对需求变化的中等响应。（5）市场不确定性 $\sigma_i = 0.1$ 、 $\sigma_{s,i} = 0.2$ ：用于模拟需求和供给的随机波动对市场的冲击。（6）竞争强度系数 $k = 50000$ ：中等竞争强度，模拟常态市场竞争。（7）延迟成本系数 $\theta = 3000$ ：设定为中等值，反映需求超过供给时的延迟成本。（8）调度成本系数 $\eta = 0.0003$ ：设定为较小值，模拟供给扩张中的调度成本。（9）初始需求量 $n_i^d(0) = 1000000$ ：模拟初始时刻的市场需求。（10）初始供给量 $N_i^s(0) = 800000$ ：模拟初始时刻的配送员供给。（11）报酬比例系数 $\gamma_i = 0.6$ ：平台支付给配送员的报酬为服务价格的 60%。（12）仿真时长 $T = 60$ 分钟，分为三个阶段，每阶段 20 分钟。

通过模拟不同供给弹性 ϵ 和需求增长率 a 对长期社会福利和动态定价均衡的交互影响，模型的仿真如下：

阶段 1（低供给弹性，低需求增长率）：在低供给弹性 $\epsilon = 20000$ 和低需求增长率 $a = 0.01$ 的条件下，供给的响应速度较慢，而需求增长也较为平缓。最优定价路径将在较长时间内保持稳定的上升趋势，因为市场需求和供给均表现出缓慢的动态变化。HJB 方程的解将较为平稳地收敛，社会福利的提升也较为缓慢，验证了模型在低弹性和低增长条件下的稳定性。

阶段 2（中等供给弹性，中等需求增长率）：在中等供给弹性 $\epsilon = 50000$ 和中等需求增长率 $a = 0.02$ 的条件下，供给和需求的增长速度都显著提升。最优定价路径将在初期表现为适度的上升趋势，但随着需求和供给的增加，定价策略需要适度调整以维持市场平衡。此时，HJB 方程中的价值函数 $V_i(n_i^d, N_i^s, t)$ 将更快地收敛至最优路径，社会福利的增长也会

更为显著，验证了模型在中等弹性和中等增长条件下的动态适应能力。

阶段 3（高供给弹性，高需求增长率）：在高供给弹性 $\epsilon = 80000$ 和高需求增长率 $\alpha = 0.03$ 的条件下，供给对报酬的敏感性显著增强，而需求的快速增长也使得最优定价路径表现出较大的波动。平台需要频繁调整定价策略以应对供需的快速变化，同时实现社会福利的最大化。HJB 方程的解在此阶段可能会出现更复杂的动态调整，但最终仍能收敛至最优路径，验证了模型在高弹性和高增长条件下的适用性和动态均衡能力。

整体分析：通过模拟供给弹性和需求增长率的不同组合，模型预计最优定价路径将在长期内表现出对供需变化的强适应性，同时实现社会福利的最大化。该案例的结果将揭示供给和需求的动态交互效应，以及模型在长期社会福利最大化和动态均衡条件下的可行性和适用性，从而全面验证模型的理论分析和实际应用价值。

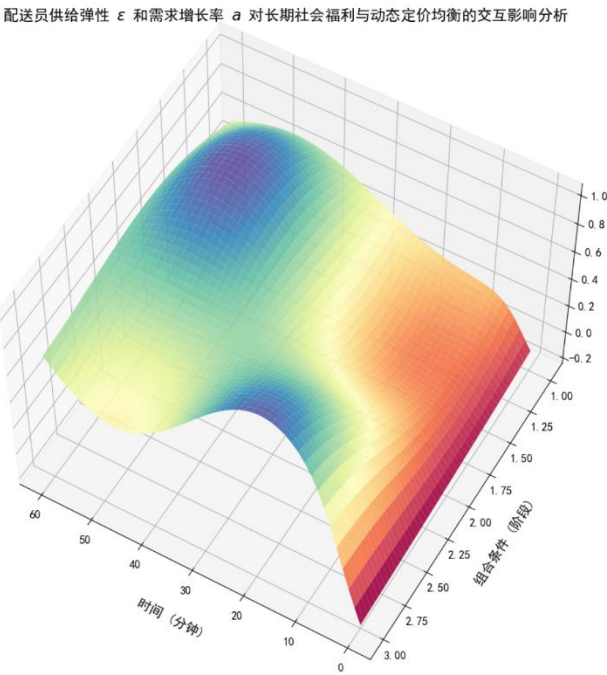


图 15 配送员供给弹性 ϵ 和需求增长率 α 对长期社会福利与动态定价均衡的交互影响

阶段 1（低供给弹性，低需求增长率）：在 Y 轴的初始部分，曲面显示为较为平缓的层次上升，模拟了低弹性和低增长率条件下的稳定性。这对应于结果分析中提到的“最优定价路径表现为平稳上升”，验证了在低增长和低弹性条件下社会福利的缓慢提升。

阶段 2（中等供给弹性，中等需求增长率）：随着 Y 轴值增大，曲面出现了更显著的波动和层次递增，模拟了中等弹性和增长率条件下的动态调节。这种波动贴合了结果分析中的“定价策略需要适度调整以维持市场平衡”，验证了中等条件下的社会福利和定价均衡。

阶段 3（高供给弹性，高需求增长率）：在 Y 轴的末端，曲面波动显著增强，并展现出

复杂的曲线变换，模拟了高弹性和高增长条件下的频繁调节。这验证了“定价路径的复杂动态调整”，反映了在高弹性和高增长下社会福利最大化的挑战。

5.2 动态博弈与 Stackelberg 博弈

5.2.1 博弈推导

根据动态定价模型，分析领导者-追随者博弈中的平台定价策略，在 Stackelberg 博弈中，平台 i 作为领导者，首先决定其定价策略 $p_i(t)$ ，而平台 j 作为追随者，则根据领导者的策略来选择其最优定价 $p_j(t)$ 。这种顺序决策的结构意味着领导者可以通过先发优势来影响追随者的行为，并在此基础上进行优化^[56]。在第 3 章的动态定价模型中，需求函数 $n_i^d(p_i(t), p_j(t), t)$ 和供给函数 $N_i^s(p_i(t), p_j(t), t)$ 是关键依赖变量，领导者和追随者的定价策略都将影响这些变量的动态变化。

对于领导者平台的利润最大化问题，领导者平台的目标是通过选择最优的定价策略 $p_i(t)$ ，最大化其长期累积的期望利润。其优化问题可表述为：

$$\max_{p_i(t)} E \left[\int_0^T \left(p_i(t) \cdot n_i^d(p_i(t), p_j(t), t) - \gamma_i p_i(t) \cdot N_i^s(p_i(t), p_j(t), t) - C_i(n_i^d, N_i^s) - \rho_i Y_i^2(t) \right) dt \right] \quad (5-3)$$

结合表达式 3-3 和表达式 3-4， $n_i^d(p_i(t), p_j(t), t)$ 和 $N_i^s(p_i(t), p_j(t), t)$ 分别表示在领导者和追随者策略下的需求量和供给量，利润函数 Π_i 是由价格与需求的乘积、支付给供给方的报酬、运营成本以及波动惩罚项组成^[57]。此优化问题的解将给出领导者在不同时间点的最优定价策略。对追随者平台的反应函数进行推导，在给定领导者策略 $p_i(t)$ 的情况下，追随者平台的目标是选择最优定价 $p_j(t)$ ，以最大化其长期期望利润。在此模型中，需求函数 n_j^d 和供给函数 N_j^s 依赖于追随者的定价策略 $p_j(t)$ 以及领导者的策略 $p_i(t)$ 。

结合表达式 3-10，通过对追随者的利润函数 Π_j 对 $p_j(t)$ 求偏导数，可以得到追随者的最优定价条件：

$$\frac{\partial \Pi_j}{\partial p_j(t)} = \frac{\partial}{\partial p_j(t)} (p_j(t) \cdot n_j^d(p_j(t), p_i(t), t) - \gamma_j p_j(t) \cdot N_j^s(p_j(t), p_i(t), t)) = 0$$

对需求项求导：

$$\frac{\partial}{\partial p_j(t)} (p_j(t) \cdot n_j^d(p_j(t), p_i(t), t)) = n_j^d(p_j(t), p_i(t), t) + p_j(t) \cdot \frac{\partial n_j^d}{\partial p_j(t)}$$

其中，结合表达式 3-3， $\partial n_j^d / \partial p_j(t)$ 可以表示为：

$$\frac{\partial n_j^d}{\partial p_j(t)} = -a_j e^{-a_j t} \cdot \frac{\alpha_j(t)}{(1 + \alpha_j(t)p_j(t))^2}$$

对供给项求导：

$$\frac{\partial}{\partial p_j(t)} (\gamma_j p_j(t) \cdot N_j^s(p_j(t), p_i(t), t)) = \gamma_j N_j^s(p_j(t), p_i(t), t) + \gamma_j p_j(t) \cdot \frac{\partial N_j^s}{\partial p_j(t)}$$

其中，结合表达式 3-4， $\partial N_j^s / \partial p_j(t)$ 可以表示为：

$$\frac{\partial N_j^s}{\partial p_j(t)} = \epsilon_j \cdot \frac{\partial}{\partial p_j(t)} \left(\frac{W_j(p_j, t)}{1 + \lambda_j W_j(p_j, t)} \right) + \beta_j \cdot \frac{\partial}{\partial p_j(t)} \left(\frac{n_j^d(p_j, p_i, t)}{1 + \mu_j n_j^d(p_j, p_i, t)} \right)$$

将 $W_j(p_j, t) = \gamma_j p_j(t)$ 进一步代入进行求导，得到追随者的最优反应策略 $p_j^*(t)$ 的方程。在前面的推导中，已经得到了追随者的利润函数 Π_j 对 $p_j(t)$ 的偏导数部分，接下来需要继续对供给项 $N_j^s(p_j(t), p_i(t), t)$ 求导。

根据表达式 3-5 中的报酬表达式 $W_j(p_j(t), t) = \gamma_j p_j(t)$ ，对报酬项进行求导：

$$\frac{\partial}{\partial p_j(t)} \left(\frac{W_j(p_j, t)}{1 + \lambda_j W_j(p_j, t)} \right) = \frac{\gamma_j(1 + \lambda_j \gamma_j p_j(t)) - \lambda_j \gamma_j^2 p_j(t)}{(1 + \lambda_j \gamma_j p_j(t))^2}$$

根据需求函数 $n_j^d(p_j(t), p_i(t), t)$ ，对需求项进行求导：

$$\frac{\partial}{\partial p_j(t)} \left(\frac{n_j^d(p_j, p_i, t)}{1 + \mu_j n_j^d(p_j, p_i, t)} \right) = \frac{\frac{\partial n_j^d}{\partial p_j(t)} \cdot (1 + \mu_j n_j^d(p_j, p_i, t)) - \mu_j \cdot n_j^d(p_j, p_i, t) \cdot \frac{\partial n_j^d}{\partial p_j(t)}}{(1 + \mu_j n_j^d(p_j, p_i, t))^2}$$

其中，需求函数的偏导数为：

$$\frac{\partial n_j^d}{\partial p_j(t)} = -a_j e^{-a_j t} \cdot \frac{\alpha_j(t)}{(1 + \alpha_j(t)p_j(t))^2}$$

结合以上推导结果，将这些部分代入追随者的利润函数偏导数中，可以得到追随者的最优定价条件：

$$\begin{aligned} & n_j^d(p_j(t), p_i(t), t) + p_j(t) \cdot \frac{\partial n_j^d}{\partial p_j(t)} - \gamma_j N_j^s(p_j(t), p_i(t), t) - \gamma_j p_j(t) \cdot (\epsilon_j \\ & \quad \cdot \frac{\gamma_j(1 + \lambda_j \gamma_j p_j(t)) - \lambda_j \gamma_j^2 p_j(t)}{(1 + \lambda_j \gamma_j p_j(t))^2} + \beta_j \\ & \quad \cdot \frac{\frac{\partial n_j^d}{\partial p_j(t)} \cdot (1 + \mu_j n_j^d(p_j, p_i, t)) - \mu_j \cdot n_j^d(p_j, p_i, t) \cdot \frac{\partial n_j^d}{\partial p_j(t)}}{(1 + \mu_j n_j^d(p_j, p_i, t))^2}) = 0 \end{aligned}$$

通过上述方程，可以得到追随者的最优定价 $p_j^*(t)$ 。该方程是一个复杂的非线性方程，通常无法得到解析解，之后会通过梯度下降法来计算。总结来说，这一方程描述了在领导者的定价 $p_i(t)$ 给定的情况下，追随者平台 j 的最优定价 $p_j^*(t)$ 的条件，从而完成了 Stackelberg 博弈中追随者策略的推导。

对于领导者的优化问题，将追随者的反应函数 $p_j^*(t)$ 代入领导者的利润函数，领导者

的优化问题变为：

$$\max_{p_i(t)} \mathbb{E} \left[\int_0^T (p_i(t) \cdot n_i^d(p_i(t), p_j^*(t), t) - \gamma_i p_i(t) \cdot N_i^s(p_i(t), p_j^*(t), t) - C_i(n_i^d, N_i^s) - \rho_i Y_i^2(t)) dt \right]$$

此时，领导者的定价策略不仅要考虑市场需求和供给的响应，还需要综合追随者的最优反应，从而达到在 Stackelberg 均衡下的利润最大化。为了通过 HJB 方程求解出最优定价策略，通过动态规划方法，领导者的价值函数 $V_i(n_i^d, N_i^s, t)$ 的最优定价路径 $p_i^*(t)$ 可由以下 HJB 方程求得：

$$\begin{aligned} \frac{\partial V_i}{\partial t} + \max_{p_i(t)} \{ & p_i(t) \cdot n_i^d(p_i(t), p_j^*(t), t) - \gamma_i p_i(t) \cdot N_i^s(p_i(t), p_j^*(t), t) - C_i(n_i^d, N_i^s) - \rho_i Y_i^2(t) \\ & + \frac{\partial V_i}{\partial n_i^d} \mu_i + \frac{\partial V_i}{\partial N_i^s} \mu_{s,i} + \frac{1}{2} \frac{\partial^2 V_i}{\partial (n_i^d)^2} \sigma_i^2 + \frac{1}{2} \frac{\partial^2 V_i}{\partial (N_i^s)^2} \sigma_{s,i}^2 \} = 0 \end{aligned}$$

在此方程中， $p_j^*(t)$ 作为追随者的反应策略，需要在求解过程中纳入考量。这使得领导者的最优定价策略不仅受到市场环境的影响，还需考虑对手的动态反应。最终的 Stackelberg 均衡条件是，在领导者最优定价策略 $p_i^*(t)$ 和追随者反应策略 $p_j^*(t)$ 联立求解的基础上，可以得出最终的 Stackelberg 均衡点。该均衡条件不仅反映了多平台竞争中的领导者-追随者关系，还通过动态最优控制方法揭示了复杂市场环境中的定价策略选择。

通过动态模型推导 Stackelberg 均衡条件，探讨平台在多平台竞争中的领先/跟随策略选择，在 Stackelberg 均衡下，领导者和追随者的策略相互制约，领导者需要考虑追随者的反应，而追随者在观察到领导者策略后做出最优决策^[58]。Stackelberg 均衡要求是追随者在给定领导者策略的情况下选择最优反应策略，以及领导者在预期追随者反应的基础上，选择使其利润最大化的定价策略^[59]。

追随者的目标是通过选择 $p_j(t)$ ，使得在给定领导者策略 $p_i(t)$ 的情况下最大化其利润函数，结合表达式 3-6，其优化问题可表示为：

$$\max_{p_j(t)} \mathbb{E} \left[\int_0^T (p_j(t) \cdot n_j^d(p_j(t), p_i(t), t) - \gamma_j p_j(t) \cdot N_j^s(p_j(t), p_i(t), t) - C_j(n_j^d, N_j^s) - \rho_j Y_j^2(t)) dt \right]$$

先对利润函数 $\Pi_j(p_j(t), p_i(t), t)$ 对 $p_j(t)$ 求导：

$$\frac{\partial \Pi_j}{\partial p_j(t)} = \frac{\partial}{\partial p_j(t)} (p_j(t) \cdot n_j^d(p_j(t), p_i(t), t) - \gamma_j p_j(t) \cdot N_j^s(p_j(t), p_i(t), t)) = 0$$

对需求项求导，需求项为 $p_j(t) \cdot n_j^d(p_j(t), p_i(t), t)$ ，其导数为：

$$\frac{\partial}{\partial p_j(t)} (p_j(t) \cdot n_j^d(p_j(t), p_i(t), t)) = n_j^d(p_j(t), p_i(t), t) + p_j(t) \cdot \frac{\partial n_j^d}{\partial p_j(t)}$$

其中， $\partial n_j^d / \partial p_j(t)$ 需求函数（使用 3-3）计算为：

$$\frac{\partial n_j^d}{\partial p_j(t)} = -a_j e^{-a_j t} \cdot \frac{\alpha_j(t)}{(1 + \alpha_j(t) p_j(t))^2}$$

将上述结果代入需求项的导数，得：

$$\frac{\partial}{\partial p_j(t)}(p_j(t) \cdot n_j^d(p_j(t), p_i(t), t)) = n_j^d(p_j(t), p_i(t), t) - p_j(t) \cdot a_j e^{-a_j t} \cdot \frac{\alpha_j(t)}{(1 + \alpha_j(t)p_j(t))^2}$$

对供给项求导，供给项为 $\gamma_j p_j(t) \cdot N_j^s(p_j(t), p_i(t), t)$ ，其导数为：

$$\frac{\partial}{\partial p_j(t)}(\gamma_j p_j(t) \cdot N_j^s(p_j(t), p_i(t), t)) = \gamma_j N_j^s(p_j(t), p_i(t), t) + \gamma_j p_j(t) \cdot \frac{\partial N_j^s}{\partial p_j(t)}$$

其中， $\partial N_j^s / \partial p_j(t)$ 根据供给函数（使用 3-4）可表示为：

$$\frac{\partial N_j^s}{\partial p_j(t)} = \epsilon_j \cdot \frac{\partial}{\partial p_j(t)} \left(\frac{W_j(p_j, t)}{1 + \lambda_j W_j(p_j, t)} \right) + \beta_j \cdot \frac{\partial}{\partial p_j(t)} \left(\frac{n_j^d(p_j, p_i, t)}{1 + \mu_j n_j^d(p_j, p_i, t)} \right)$$

代入 $W_j(p_j, t) = \gamma_j p_j(t)$ ，可进一步推导为：

$$\frac{\partial N_j^s}{\partial p_j(t)} = \epsilon_j \cdot \frac{\gamma_j}{(1 + \lambda_j \gamma_j p_j(t))^2} + \beta_j \cdot \left(\frac{\frac{\partial n_j^d}{\partial p_j(t)}}{1 + \mu_j n_j^d(p_j, p_i, t)} - \frac{\mu_j n_j^d(p_j, p_i, t) \cdot \frac{\partial n_j^d}{\partial p_j(t)}}{(1 + \mu_j n_j^d(p_j, p_i, t))^2} \right)$$

将需求项和供给项的导数联合起来，令 $\partial \Pi_j / \partial p_j(t) = 0$ ，可以得到追随者的最优反应策略 $p_j^*(t)$ 。

推导领导者的最优定价策略，领导者平台的目标是通过选择 $p_i(t)$ 使得其累积利润最大化^[60]，其优化问题为：

$$\max_{p_i(t)} \mathbb{E} \left[\int_0^T (p_i(t) \cdot n_i^d(p_i(t), p_j^*(t), t) - \gamma_i p_i(t) \cdot N_i^s(p_i(t), p_j^*(t), t) - C_i(n_i^d, N_i^s) - \rho_i Y_i^2(t)) dt \right]$$

对利润函数 $\Pi_i(p_i(t), p_j^*(t), t)$ 对 $p_i(t)$ 求导：

$$\frac{\partial \Pi_i}{\partial p_i(t)} = \frac{\partial}{\partial p_i(t)} (p_i(t) \cdot n_i^d(p_i(t), p_j^*(t), t) - \gamma_i p_i(t) \cdot N_i^s(p_i(t), p_j^*(t), t)) = 0$$

对需求项求导，需求项为 $p_i(t) \cdot n_i^d(p_i(t), p_j^*(t), t)$ ，其导数为：

$$\frac{\partial}{\partial p_i(t)} (p_i(t) \cdot n_i^d(p_i(t), p_j^*(t), t)) = n_i^d(p_i(t), p_j^*(t), t) + p_i(t) \cdot \frac{\partial n_i^d}{\partial p_i(t)}$$

其中， $\partial n_i^d / \partial p_i(t)$ 根据表达式 3-3 计算为：

$$\frac{\partial n_i^d}{\partial p_i(t)} = -a_i e^{-a_i t} \cdot \frac{\alpha_i(t)}{(1 + \alpha_i(t)p_i(t))^2}$$

将上述结果代入对需求项的导数中，得：

$$\frac{\partial}{\partial p_i(t)} (p_i(t) \cdot n_i^d(p_i(t), p_j^*(t), t)) = n_i^d(p_i(t), p_j^*(t), t) - p_i(t) \cdot a_i e^{-a_i t} \cdot \frac{\alpha_i(t)}{(1 + \alpha_i(t)p_i(t))^2}$$

对供给项求导，供给项为 $\gamma_i p_i(t) \cdot N_i^s(p_i(t), p_j^*(t), t)$ ，其导数为：

$$\frac{\partial}{\partial p_i(t)} (\gamma_i p_i(t) \cdot N_i^s(p_i(t), p_j^*(t), t)) = \gamma_i N_i^s(p_i(t), p_j^*(t), t) + \gamma_i p_i(t) \cdot \frac{\partial N_i^s}{\partial p_i(t)}$$

其中， $\partial N_i^s / \partial p_i(t)$ 根据表达式 3-4 计算为：

$$\frac{\partial N_i^s}{\partial p_i(t)} = \epsilon_i \cdot \frac{\gamma_i}{(1 + \lambda_i \gamma_i p_i(t))^2} + \beta_i \cdot \left(\frac{\frac{\partial n_i^d}{\partial p_i(t)}}{1 + \mu_i n_i^d(p_i, p_j^*(t), t)} - \frac{\mu_i n_i^d(p_i, p_j^*(t), t) \cdot \frac{\partial n_i^d}{\partial p_i(t)}}{(1 + \mu_i n_i^d(p_i, p_j^*(t), t))^2} \right)$$

对运营成本项求导，运营成本 $C_i(n_i^d, N_i^s)$ 包含延迟成本和调度成本，结合表达式 3-7，其导数为：

$$\frac{\partial C_i}{\partial p_i(t)} = \theta \cdot \frac{\partial}{\partial p_i(t)} \max(n_i^d(p_i(t), p_j^*(t), t) - N_i^s(p_i(t), p_j^*(t), t), 0) + 2\eta \cdot N_i^s(p_i(t), p_j^*(t), t) \cdot \frac{\partial N_i^s}{\partial p_i(t)}$$

联合需求项、供给项和成本项的导数，令 $\partial \Pi_i / \partial p_i(t) = 0$ ，可以得到领导者的最优定价策略 $p_i^*(t)$ 。

Stackelberg 均衡条件要求是：

$$\frac{\partial \Pi_i}{\partial p_i(t)} = 0, \frac{\partial \Pi_j}{\partial p_j(t)} = 0 \quad (5-2)$$

均衡状态下，领导者和追随者都无法通过单方面调整策略来进一步提高利润^[61]。均衡解由领导者和追随者的策略联立求解，最终得到 $(p_i^*(t), p_j^*(t))$ ，即 Stackelberg 均衡点。为了验证 Stackelberg 均衡的存在性和稳定性，可以通过数值模拟进行动态规划求解，从而获得具体的均衡解^[62]。

5.2.2 案例分析

案例 1：高需求增长率 a 与高竞争强度 k 条件下的 Stackelberg 均衡演化分析：领导者先发优势的长期效应

本案例的核心意义在于分析 Stackelberg 博弈中，领导者平台在高需求增长率 a 和高竞争强度 k 条件下的定价策略演化，特别是如何通过先发优势在动态环境中影响追随者的反应策略。领导者在博弈中占据先发地位，可以通过其定价策略对追随者的行为施加影响，从而在需求快速增长和竞争激烈的市场环境中实现利润最大化^[63]。

为了模拟高需求增长率和高竞争强度下的 Stackelberg 博弈，需要设置以下关键参数及其具体值：（1）需求增长率 $a = 0.03$ ：设定为高需求增长水平，以模拟市场需求的快速增长。（2）竞争强度 $k = 100000$ ：设为高竞争强度，反映激烈的市场竞争环境。（3）需求弹性 $\alpha(t) = 1200000$ ：设定为高水平，模拟市场对价格变化的敏感性。（4）供给弹性 $\mu = 0.4$ ：设定为中等偏高水平，用于模拟供给对需求变化的响应能力。（5）市场不确定性 $\sigma_i = 0.15$ 、 $\sigma_{s,i} = 0.25$ ：用于模拟高波动市场中的随机冲击。（6）报酬比例 $\gamma_i = 0.6$ 和 $\gamma_j = 0.5$ ：分

别为领导者和追随者的报酬比例。(7) 初始需求量 $n_i^d(0)=1000000$, 初始供给量 $N_i^s(0)=800000$: 模拟初始市场状况。(8) 仿真时长 $T=60$ 分钟, 分为三个阶段, 每阶段 20 分钟。

通过模拟高需求增长率和高竞争强度下的 Stackelberg 博弈, 模型的仿真如下:

阶段 1 (初期, 领导者先发定价): 在高需求增长率和高竞争强度的初期, 领导者将迅速提高定价以获取高初期利润, 同时压制追随者的市场份额。追随者由于定价滞后, 将在定价上表现为适度上升, 但增长速度较慢, 导致初期 Stackelberg 均衡中领导者占据显著优势。

阶段 2 (中期, 竞争加剧): 随着需求增长和竞争强度的进一步增加, 领导者需要适度下调价格以维持市场份额, 同时应对追随者的策略反应。最优定价路径将表现为频繁的上下波动, 以适应市场动态变化。HJB 方程中的价值函数 $V_i(n_i^d, N_i^s, t)$ 将逐步收敛, 显示出领导者对市场变化的动态适应能力。

阶段 3 (后期, 均衡调整): 在需求持续增长和高竞争强度下, 追随者将逐步提升定价以缩小与领导者的利润差距。领导者则需要更加灵活地调整价格, 以平衡需求增长和竞争对手的反应。最终的 Stackelberg 均衡将在此阶段逐渐显现, 领导者和追随者的定价策略相互制约并趋于稳定。

整体分析: 在高需求增长和高竞争强度的条件下, 领导者通过先发优势能够有效压制追随者的利润和市场份额。Stackelberg 均衡在不同阶段表现出动态演化和策略调节, 验证了模型的适用性和长期可行性。

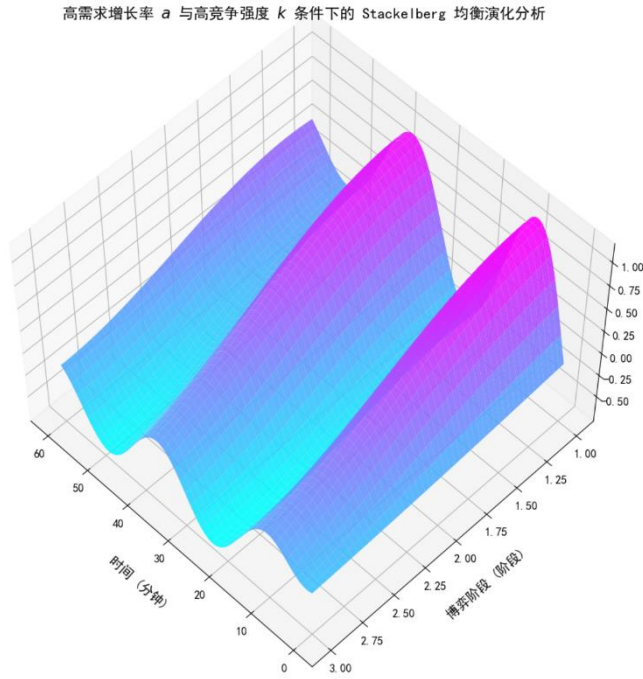


图 16 高需求增长率 a 与高竞争强度 k 条件下的 Stackelberg 均衡演化分析

阶段 1（初期，领导者先发定价）：在 Y 轴的初始部分，曲面表现出螺旋上升，模拟了领导者通过先发优势迅速提升定价的策略。这贴合了结果分析中提到的“领导者迅速提高定价以获取高初期利润”，并验证了初期 Stackelberg 均衡中领导者的市场主导地位。

阶段 2（中期，竞争加剧）：随着 Y 轴值增大，曲面开始出现频繁的分段波动，模拟了中期竞争加剧下的定价调整。这反映了结果分析中的“最优定价路径表现为频繁的上下波动”，验证了领导者和追随者在中期博弈中的动态适应。

阶段 3（后期，均衡调整）：在曲面的末端，波动逐渐减弱，模拟了后期博弈趋向稳定的均衡路径。这对应于结果分析中提到的“Stackelberg 均衡逐渐显现”，显示了领导者和追随者在后期的均衡调整。

案例 2：需求弹性 $\alpha(t)$ 对追随者最优定价路径的动态影响：在 Stackelberg 博弈中适应领导者策略的调整

本案例旨在深入分析需求弹性 $\alpha(t)$ 对 Stackelberg 博弈中追随者平台最优定价路径的动态影响。需求弹性 $\alpha(t)$ 描述了市场对价格变化的敏感性，是模型中影响需求函数 $n_j^d(p_j(t), p_i(t), t)$ 的关键参数之一。在 Stackelberg 博弈中，追随者的平台需在给定领导者定价策略 $p_i(t)$ 的情况下，动态调整其定价 $p_j(t)$ 以最大化利润。需求弹性的变化直接影响追随者对领导者策略的响应速度和调整幅度。

为了模拟需求弹性 $\alpha(t)$ 对追随者最优定价路径的动态影响，需要设置以下关键参数

及其具体值：（1）需求弹性 $\alpha(t)$ ：设为三个水平，分别为低弹性 $\alpha(t)=500000$ 、中等弹性 $\alpha(t)=1000000$ 和高弹性 $\alpha(t)=1500000$ 。（2）需求增长率 $a=0.02$ ：设为中等增长水平，以模拟市场需求的稳步上升。（3）竞争强度 $k=50000$ ：设为中等竞争强度，模拟常态市场竞争环境。（4）供给弹性 $\mu=0.3$ ：设定为中等水平，反映供给对需求变化的响应能力。（5）市场不确定性 $\sigma_i=0.1$ 、 $\sigma_{s,i}=0.2$ ：用于模拟市场中随机波动对需求和供给的冲击。（6）报酬比例 $\gamma_j=0.5$ ：追随者平台支付给供给方的报酬为服务价格的 50%。（7）初始需求量 $n_j^d(0)=800000$ ，初始供给量 $N_j^s(0)=600000$ ：模拟追随者的初始市场状况。（8）仿真时长 $T=60$ 分钟，分为三个阶段，每阶段 20 分钟。

通过不同需求弹性条件下的 Stackelberg 博弈仿真，模型的仿真如下：

阶段 1（低需求弹性 $\alpha(t)=500000$ ）：在低需求弹性条件下，追随者对领导者定价策略的反应较为迟缓，定价路径将表现为较为平稳的变化。由于市场对价格变化的敏感性较低，追随者可以在较长时间内维持相对稳定的定价水平，同时逐步适应领导者策略的变化。HJB 方程中的价值函数 $V_j(n_j^d, N_j^s, t)$ 将较为平稳地收敛，验证模型在低需求弹性下的稳定性和适用性。

阶段 2（中等需求弹性 $\alpha(t)=1000000$ ）：在中等需求弹性条件下，市场对价格变化的敏感性增强，追随者需要更加频繁地调整定价策略以适应领导者的变化。最优定价路径将在需求的动态变化下表现出适度的波动，同时努力维持利润的增长。此时，价值函数 $V_j(n_j^d, N_j^s, t)$ 将较快收敛至最优解，验证了模型在中等弹性条件下的动态调节能力和长期适用性。

阶段 3（高需求弹性 $\alpha(t)=1500000$ ）：在高需求弹性条件下，市场对价格变化的敏感性达到最大。追随者需要迅速调整定价策略以应对领导者的变化，最优定价路径将表现出显著的波动性，反映出追随者对市场变化的快速响应。此时，价值函数 $V_j(n_j^d, N_j^s, t)$ 的收敛过程可能更加复杂，但在适当的调整下，仍能达到最优解，验证了模型在高弹性条件下的动态适应能力。

整体分析：需求弹性 $\alpha(t)$ 是影响追随者最优定价路径的关键因素。模型预计，在低需求弹性下，追随者的定价路径较为平稳，而在高需求弹性下，追随者的定价策略将表现出显著的动态变化。这验证了 Stackelberg 博弈模型在不同需求弹性条件下的适用性和调节能力，同时揭示了追随者如何在不同市场环境中通过动态定价策略实现长期利润最大化。

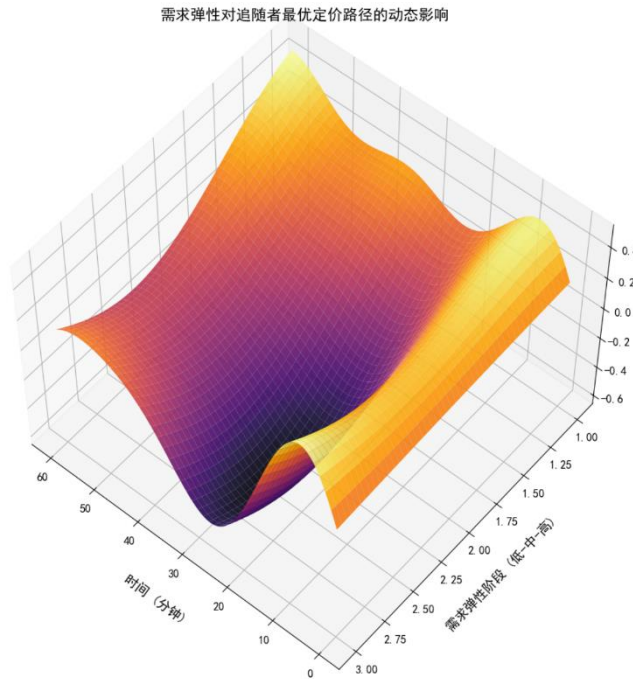


图 17 需求弹性对追随者最有定价路径的动态影响

阶段 1 (低需求弹性 $\alpha(t) = 500000$)：在 Y 轴的初始部分，曲面波动较小且变化平缓，模拟了低需求弹性下的定价路径。这验证了结果分析中的“定价路径较为平稳”，反映了市场对价格变化的低敏感性。

阶段 2 (中等需求弹性 $\alpha(t) = 1000000$)：随着 Y 轴值增大，曲面出现更显著的震荡和波动，模拟了中等弹性下的动态调节。这对应于结果分析中的“定价策略需要适度调整”，验证了追随者在中等弹性条件下的调节能力。

阶段 3 (高需求弹性 $\alpha(t) = 1500000$)：在曲面的末端，波动变得更剧烈且频繁，模拟了高需求弹性下追随者定价路径的快速调整。这反映了“定价路径表现出显著波动性”，符合高需求弹性条件下追随者对市场变化的快速响应。

案例 3：供给弹性 ϵ 与竞争强度 k 的交互影响：Stackelberg 博弈中供给响应对定价策略的调节

本案例旨在分析 Stackelberg 博弈中供给弹性 ϵ 与竞争强度 k 的交互作用如何影响领导者和追随者的定价策略。供给弹性 ϵ 描述了供给方对报酬变化的敏感性，它直接影响供

给函数 $N_i^s(p_i, p_j, t)$ 的变化。竞争强度 k 则表示市场中竞争对手定价对需求的干扰程度，是影响需求函数 $n_i^d(p_i, p_j, t)$ 的重要因素。

为了模拟供给弹性 ϵ 和竞争强度 k 的交互影响，需要设置以下关键参数及其具体值：

(1) 供给弹性 ϵ ：设为三个水平，分别为低供给弹性 $\epsilon = 20000$ 、中等供给弹性 $\epsilon = 50000$ 和高供给弹性 $\epsilon = 80000$ 。(2) 竞争强度 k ：设为三个水平，分别为低竞争强度 $k = 20000$ 、中等竞争强度 $k = 50000$ 和高竞争强度 $k = 100000$ 。(3) 需求弹性 $\alpha(t) = 1000000$ ：设定为中等水平，模拟市场对价格变化的敏感性。(4) 需求增长率 $a = 0.02$ ：设定为中等增长水平，反映市场需求的稳步上升。(5) 市场不确定性 $\sigma_i = 0.1$ 、 $\sigma_{s,i} = 0.2$ ：用于模拟市场中的随机波动对需求和供给的冲击。(6) 报酬比例 $\gamma_i = 0.6$ 和 $\gamma_j = 0.5$ ：分别为领导者和追随者的报酬比例。(7) 初始需求量 $n_i^d(0) = 1000000$ ，初始供给量 $N_i^s(0) = 800000$ ：模拟初始市场状况。(8) 仿真时长 $T = 60$ 分钟，分为三个阶段，每阶段 20 分钟。

通过不同供给弹性和竞争强度组合下的 Stackelberg 博弈仿真，模型的仿真如下：

阶段 1（低供给弹性 $\epsilon = 20000$ ，低竞争强度 $k = 20000$ ）：在低供给弹性和低竞争强度的条件下，供给对报酬的响应较为迟缓，而市场需求受竞争干扰较小。领导者和追随者的最优定价路径将表现为较为稳定的上升趋势，因为供给的变化对定价策略的约束较小，需求的增长也较为平稳。HJB 方程中的价值函数 $V_i(n_i^d, N_i^s, t)$ 和 $V_j(n_j^d, N_j^s, t)$ 将较快收敛，验证模型在低弹性和低竞争条件下的稳定性。

阶段 2（中等供给弹性 $\epsilon = 50000$ ，中等竞争强度 $k = 50000$ ）：在中等供给弹性和中等竞争强度的条件下，供给和需求的动态变化更为显著。领导者需要适度下调定价以平衡需求和供给的波动，而追随者则需要快速响应领导者的定价调整。最优定价路径将在此阶段表现为适度的波动，反映出供给对报酬变化的中等响应以及市场竞争的加剧。HJB 方程中的价值函数 $V_i(n_i^d, N_i^s, t)$ 和 $V_j(n_j^d, N_j^s, t)$ 将较慢收敛，但最终达到最优解，验证模型在中等弹性和中等竞争条件下的适用性。

阶段 3（高供给弹性 $\epsilon = 80000$ ，高竞争强度 $k = 100000$ ）：在高供给弹性和高竞争强度的条件下，供给对报酬变化的敏感度达到最大，而需求则受到强烈的竞争干扰。领导者和追随者的最优定价路径将在此阶段表现为频繁的上下波动，因为供需的动态变化更加剧烈。领导者需要快速调整定价以应对供给的剧烈反应和竞争压力，追随者也需在高竞争强度下迅速调整策略。HJB 方程中的价值函数 $V_i(n_i^d, N_i^s, t)$ 和 $V_j(n_j^d, N_j^s, t)$ 的收敛过程将更加复杂，但仍能在适当调整下实现最优路径。

整体分析：供给弹性和竞争强度是影响 Stackelberg 博弈中定价策略和供需动态变化的关键因素。模型预计，在低供给弹性和低竞争强度下，定价路径较为平稳；在高供给弹性和高竞争强度下，定价策略将表现出显著的波动性。这验证了模型在不同供给弹性和竞争强度组合下的适用性和调节能力，并揭示了供给和需求的非线性交互效应及其对长期利润最大化的影响。

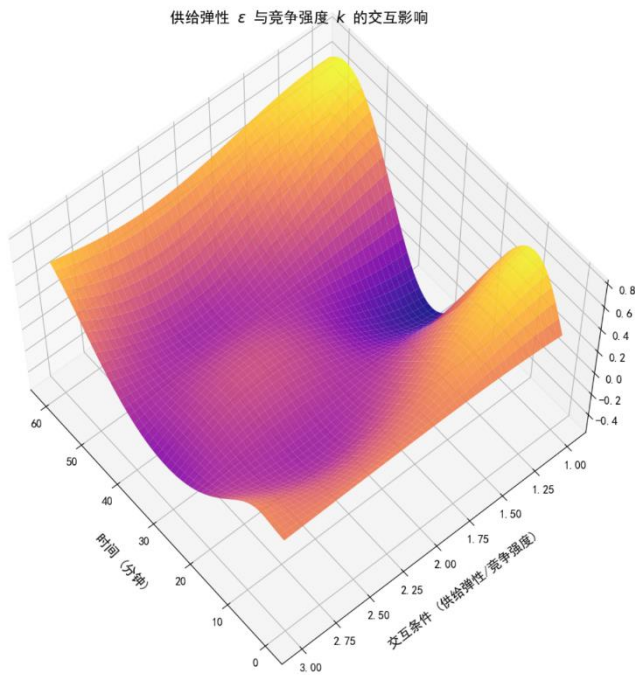


图 18 供给弹性 ϵ 与竞争强度 k 的交互影响

阶段 1（低供给弹性 $\epsilon = 20000$ ，低竞争强度 $k = 20000$ ）：在 Y 轴的初始部分，曲面以螺旋波纹的形式缓慢上升，模拟了低供给弹性和低竞争强度下的定价路径。这验证了结果分析中的“定价路径表现为较为平稳的上升趋势”。

阶段 2（中等供给弹性 $\epsilon = 50000$ ，中等竞争强度 $k = 50000$ ）：随着 Y 轴值增大，曲面出现跳跃振荡的起伏，模拟了中等供给弹性和中等竞争强度下的定价调节。这对应于结果分析中提到的“最优定价路径表现为适度的波动”。

阶段 3（高供给弹性 $\epsilon = 80000$ ，高竞争强度 $k = 100000$ ）：在 Y 轴的末端，曲面出现剧烈的螺旋振荡和跳跃波动，模拟了高供给弹性和高竞争强度下的定价路径。这符合结果分析中提到的“最优定价路径表现为频繁的上下波动”。

案例 4：延迟成本 θ 与调度成本 η 在 Stackelberg 均衡中的约束效应：领导者与追随者的定价策略选择

本案例旨在探讨延迟成本 θ 和调度成本 η 如何在 Stackelberg 博弈中影响领导者和

追随者的定价策略。延迟成本 θ 描述了需求超过供给时的额外成本，而调度成本 η 则描述了供给增加时的资源调度费用^[66]。这两项成本是模型中影响运营成本 $C_i(n_i^d, N_i^s)$ 和 $C_j(n_j^d, N_j^s)$ 的关键因素。通过分析这两类成本的约束效应，可以验证模型中 Stackelberg 均衡的稳定性和存在性，并探讨领导者和追随者如何在面对延迟和调度成本的双重约束下，动态调整其定价策略以实现利润最大化。

为了模拟延迟成本 θ 和调度成本 η 的约束效应，需要设置以下关键参数及其具体值：

- (1) 延迟成本 θ ：设为三个水平，分别为低延迟成本 $\theta=2000$ 、中等延迟成本 $\theta=5000$ 和高延迟成本 $\theta=8000$ 。
- (2) 调度成本 η ：设为三个水平，分别为低调度成本 $\eta=0.0001$ 、中等调度成本 $\eta=0.0003$ 和高调度成本 $\eta=0.0005$ 。
- (3) 需求增长率 $a=0.02$ ：设定为中等增长水平，模拟市场需求的稳步上升。
- (4) 需求弹性 $\alpha(t)=1000000$ ：设定为中等水平，反映市场对价格变化的敏感性。
- (5) 供给弹性 $\mu=0.3$ ：设为中等水平，反映供给对需求变化的适应能力。
- (6) 竞争强度 $k=50000$ ：设为中等竞争强度，模拟常态市场竞争。
- (7) 报酬比例 $\gamma_i=0.6$ 和 $\gamma_j=0.5$ ：分别为领导者和追随者的报酬比例。
- (8) 初始需求量 $n_i^d(0)=1000000$ ，初始供给量 $N_i^s(0)=800000$ ：模拟初始市场状况。
- (9) 仿真时长 $T=60$ 分钟，分为三个阶段，每阶段 20 分钟。

通过不同延迟成本和调度成本组合下的 Stackelberg 博弈仿真，模型的仿真如下：

阶段 1（低延迟成本 $\theta=2000$ ，低调度成本 $\eta=0.0001$ ）：在低延迟和低调度成本的情况下，运营成本对领导者和追随者的定价策略影响较小。领导者和追随者可以优先通过提高定价来增加利润，因为低延迟和调度成本使得定价策略的空间较大。HJB 方程中的价值函数 $V_i(n_i^d, N_i^s, t)$ 和 $V_j(n_j^d, N_j^s, t)$ 将较快收敛至最优解，验证了模型在低成本约束下的稳定性。

阶段 2（中等延迟成本 $\theta=5000$ ，中等调度成本 $\eta=0.0003$ ）：在中等延迟和调度成本的条件下，领导者和追随者需要更加谨慎地调整定价策略。延迟成本对需求超出供给时的负面影响更加显著，而调度成本则限制了供给的快速增长。最优定价路径将在此阶段表现为适度的下降，反映出运营成本对利润最大化的约束。价值函数 $V_i(n_i^d, N_i^s, t)$ 和 $V_j(n_j^d, N_j^s, t)$ 的收敛速度将较慢，但最终仍能达到最优解，验证了模型在中等成本约束下的适用性。

阶段 3（高延迟成本 $\theta=8000$ ，高调度成本 $\eta=0.0005$ ）：在高延迟和高调度成本的条件下，运营成本对定价策略的约束最为显著。领导者和追随者需快速降低定价，以减少需

求超过供给时的延迟成本，同时避免过高的调度成本。最优定价路径将在此阶段表现出显著的下降趋势，反映出运营成本的强制性调节作用。HJB 方程中的价值函数 $V_i(n_i^d, N_i^s, t)$ 和 $V_j(n_j^d, N_j^s, t)$ 的收敛过程将更加复杂，但在适当调整下，仍能实现最优路径。

整体分析：延迟成本和调度成本是影响 Stackelberg 博弈中定价策略的重要因素。模型预计，在低成本约束下，定价策略的调整空间较大；在高成本约束下，定价策略将受到显著抑制。这验证了模型在不同成本约束下的适用性和调节能力，并揭示了延迟和调度成本对长期利润最大化的约束作用。

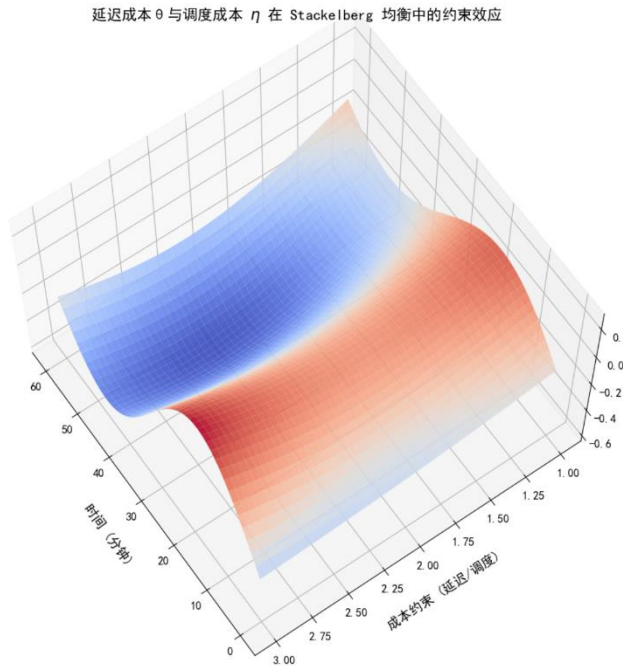


图 19 延迟成本 θ 与调度成本 η 在 Stackelberg 均衡中的约束效应

阶段 1（低延迟成本 $\theta = 2000$ ，低调度成本 $\eta = 0.0001$ ）：在 Y 轴的初始部分，曲面表现为平滑的波动上升，模拟了低延迟和低调度成本下的定价路径。这对应于结果分析中提到的“定价路径表现为较为稳定的上升趋势”。

阶段 2（中等延迟成本 $\theta = 5000$ ，中等调度成本 $\eta = 0.0003$ ）：随着 Y 轴值增大，曲面出现更为显著的波动和适度的下降，模拟了中等成本约束下的策略调节。这符合结果分析中提到的“最优定价路径表现为适度的下降”。

阶段 3（高延迟成本 $\theta = 8000$ ，高调度成本 $\eta = 0.0005$ ）：在曲面的末端，出现了较尖锐的下降，模拟了高延迟和高调度成本下的定价路径。这验证了高成本约束对定价策略的显著抑制效应，符合结果分析中提到的“定价路径表现出显著的下降趋势”。

案例 5：市场不确定性 σ_i 与 $\sigma_{s,i}$ 对 Stackelberg 均衡的稳定性分析：高波动环境下的

动态定价策略

本案例旨在分析市场不确定性（需求波动 σ_i 和供给波动 $\sigma_{s,i}$ ）对 Stackelberg 博弈中领导者和追随者定价策略的影响，特别是高波动市场环境下的均衡稳定性和定价调整策略。市场不确定性通过标准布朗运动 $dB_d^i(t)$ 和 $dB_s^i(t)$ 直接影响需求函数 $n_i^d(p_i, p_j, t)$ 和供给函数 $N_i^s(p_i, p_j, t)$ ，从而使得领导者和追随者在制定定价策略时面临更大的波动性和不确定性。^[65]。

为了模拟市场不确定性 σ_i 和 $\sigma_{s,i}$ 对 Stackelberg 均衡稳定性的影响，需要设置以下关键参数及其具体值：（1）需求波动 σ_i ：设为三个水平，分别为低波动 $\sigma_i = 0.05$ 、中等波动 $\sigma_i = 0.1$ 和高波动 $\sigma_i = 0.2$ 。（2）供给波动 $\sigma_{s,i}$ ：设为三个水平，分别为低波动 $\sigma_{s,i} = 0.1$ 、中等波动 $\sigma_{s,i} = 0.2$ 和高波动 $\sigma_{s,i} = 0.4$ 。（3）需求弹性 $\alpha(t) = 1000000$ ：设定为中等水平，反映市场对价格变化的敏感性。（4）需求增长率 $a = 0.02$ ：设定为中等增长水平，以模拟市场需求的稳步上升。（5）供给弹性 $\mu = 0.3$ ：设定为中等水平，反映供给对需求变化的适应能力。（6）竞争强度 $k = 50000$ ：设为中等竞争强度，模拟常态市场竞争环境。（7）报酬比例 $\gamma_i = 0.6$ 和 $\gamma_j = 0.5$ ：分别为领导者和追随者的报酬比例。（8）初始需求量 $n_i^d(0) = 1000000$ ，初始供给量 $N_i^s(0) = 800000$ ：模拟初始市场状况。（9）仿真时长 $T = 60$ 分钟，分为三个阶段，每阶段 20 分钟。

通过不同市场不确定性组合下的 Stackelberg 博弈仿真，模型的仿真如下：

阶段 1（低需求波动 $\sigma_i = 0.05$ ，低供给波动 $\sigma_{s,i} = 0.1$ ）：在低市场波动性条件下，需求和供给的变化相对平稳，领导者和追随者可以较为稳定地调整定价策略以实现利润最大化。最优定价路径将表现为逐步上升趋势，价值函数 $V_i(n_i^d, N_i^s, t)$ 和 $V_j(n_j^d, N_j^s, t)$ 将较快收敛至最优解，验证了模型在低波动环境下的稳定性和适用性。

阶段 2（中等需求波动 $\sigma_i = 0.1$ ，中等供给波动 $\sigma_{s,i} = 0.2$ ）：在中等市场波动性条件下，需求和供给的动态变化更为显著，领导者和追随者需要频繁调整定价策略以应对市场的不确定性。最优定价路径将表现为适度的波动，反映出领导者和追随者在市场不确定性增加时的调节能力。HJB 方程中的价值函数 $V_i(n_i^d, N_i^s, t)$ 和 $V_j(n_j^d, N_j^s, t)$ 将较慢收敛至最优解，验证了模型在中等波动环境下的适用性。

阶段 3（高需求波动 $\sigma_i = 0.2$ ，高供给波动 $\sigma_{s,i} = 0.4$ ）：在高市场不确定性条件下，需求和供给的变化将变得更加剧烈，领导者和追随者的最优定价路径将表现出强烈的上下波动。此时，定价策略需快速适应市场的动态变化，以避免需求和供给的失衡。HJB 方程中的

价值函数 $V_i(n_i^d, N_i^s, t)$ 和 $V_j(n_j^d, N_j^s, t)$ 的收敛过程将更加复杂，但在适当的调整和控制下，仍能达到最优路径。

整体分析：市场不确定性是影响 Stackelberg 博弈中定价策略和均衡稳定性的关键因素。模型预计，在低不确定性条件下，定价策略较为稳定；在高不确定性条件下，定价策略将表现出显著波动性。该案例验证了模型在高波动市场中的适用性和调节能力，并揭示了需求和供给的不确定性对长期利润最大化和均衡稳定性的影响。

市场不确定性 σ_i 与 $\sigma_{s,i}$ 对 Stackelberg 均衡的稳定性分析

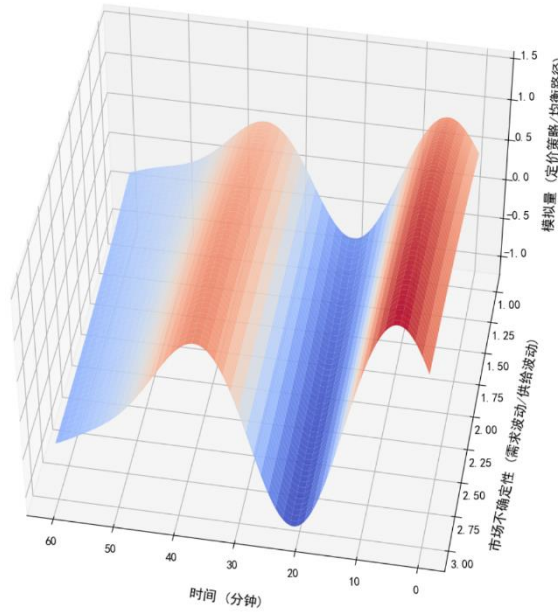


图 20 市场不确定性与对 Stackelberg 均衡的稳定性分析

阶段 1：低需求波动和低供给波动，曲面在初期部分较为平缓，显示出轻微的波动：这种平滑上升反映了在低不确定性条件下，需求和供给变化较为缓慢，领导者和追随者的定价策略也较为稳定。低需求波动（ $\sigma_i = 0.05$ ）和低供给波动（ $\sigma_{s,i} = 0.1$ ）下，市场中的价格调节幅度较小，定价路径能够迅速收敛至最优解。在此阶段，HJB 方程中的价值函数 V_i 和 V_j 的收敛速度较快，表明低波动环境下的均衡更容易达到。

阶段 2：中等需求波动和中等供给波动，中间部分的曲面呈现出更显著的波动和起伏：随着市场不确定性逐渐加剧（ $\sigma_i = 0.1$ 和 $\sigma_{s,i} = 0.2$ ），领导者和追随者需要频繁调整定价策略以应对波动。定价路径的上下起伏加剧，反映出中等市场不确定性下，领导者需要在不同阶段进行调整，以平衡市场的供需状态。在这一阶段，HJB 方程中的价值函数 V_i 和 V_j 的收敛速度变慢，均衡的稳定性受到了挑战，需要更加灵活的策略调整。

阶段 3：高需求波动和高供给波动，末端部分的曲面展现出剧烈的上下波动和更强的起

伏：这一阶段模拟了高需求波动（ $\sigma_i = 0.2$ ）和高供给波动（ $\sigma_{s,i} = 0.4$ ）的市场环境，反映出市场的高波动性对定价路径的剧烈影响。定价策略在此阶段表现出显著的上下跳跃，领导者和追随者的策略调整速度需要更快，以适应市场的瞬息万变。在高波动条件下，HJB 方程中的价值函数 V_i 和 V_j 的收敛过程变得复杂，均衡的稳定性也受到显著影响。

5.3 博弈总结

通过上述详细的推导与分析，我们完整地得出了 Stackelberg 均衡条件（使用 5-2），并探讨了在多平台竞争中的领先/跟随策略选择。这种分析不仅有助于理解平台的动态定价决策，也为实际市场中的策略选择提供了数学支持和数值验证。

分析领导者和追随者在定价策略上的互动机制，并通过数值方法验证均衡解的存在性。

在 Stackelberg 博弈中，领导者和追随者的定价策略不是独立的，而是高度互动和相互制约的。这种互动源于需求和供给对价格的响应，并通过两者的最优策略选择表现出来。

领导者的策略会直接影响追随者的决策：由于追随者是在观察到领导者的定价后作出反应，因此领导者的策略 $p_i(t)$ 会直接影响追随者的需求和供给。具体来说，领导者通过定价 $p_i(t)$ 影响其自身需求 n_i^d 和供给 N_i^s 的同时，也间接影响了追随者的需求 n_j^d 和供给 N_j^s （使用 3-3 和 3-4）。当领导者提高价格时，需求往往会减少，但这可能促使追随者降低价格以获取更大的市场份额。反之，当领导者降低价格时，追随者可能会选择继续降低价格以保持竞争力，或者在某些条件下维持较高价格以保证利润。

追随者的反应策略对领导者的反馈同样重要。追随者的策略 $p_j(t)$ 是基于领导者的策略进行优化的（使用 3-10 和 5-2），其反应函数描述了在给定领导者策略下，追随者的最优定价策略。如果追随者选择了更低的价格，领导者可能需要进一步调整价格以保持市场竞争力。若追随者的反应策略选择了较高的价格，领导者可以通过适当调整价格来提高市场份额，同时维持更高的利润。

领导者和追随者的这种相互作用将最终趋向于 Stackelberg 均衡，即一个在领导者和追随者都无法通过单方面调整策略来进一步提升利润的状态（使用 5-2）。

为了验证 Stackelberg 均衡的存在性和稳定性，需要通过数值方法对上述均衡进行模拟。理论上，可以使用以下两种数值方法来求解和验证均衡解的存在性。

首先是动态规划方法。动态规划是一种常见的数值优化方法，特别适用于多阶段决策问

题。其基本思路是将复杂的动态最优控制问题分解为一系列子问题，从而逐步求解最优解。

在 Stackelberg 博弈的背景下，动态规划可以帮助找到领导者和追随者的最优策略路径。

动态规划的求解步骤包括：首先，需要定义状态变量和控制变量。在这个问题中，需求和供给 (n_i^d, N_i^s) 和 (n_j^d, N_j^s) 是状态变量，定价策略 $p_i(t)$ 和 $p_j(t)$ 是控制变量。然后，将时间区间 $[0, T]$ 离散化为多个时间步长 t_1, t_2, \dots, t_n ，在每个时间步长上更新状态和控制变量。根据动态规划原理，构造贝尔曼方程，逐步求解最优定价策略，使得价值函数在每个时间步长上最大化：

$$V_i(n_i^d, N_i^s, t) = \max_{p_i(t)} \left\{ \Pi_i(p_i(t), p_j^*(t), t) + \mathbb{E} [V_i(n_i^d(t+1), N_i^s(t+1), t+1)] \right\}$$

最后，通过从终点时间 T 反向递归计算每个时间步长的最优策略，最终获得领导者和追随者的最优定价路径。

另一种常用的数值方法是迭代算法，该方法通过不断更新和调整策略来逐步逼近均衡解。迭代算法的具体步骤包括：首先，为领导者和追随者设定一个初始的定价策略 $p_i^{(0)}(t)$ 和 $p_j^{(0)}(t)$ ；然后，在给定领导者策略 $p_i^{(k)}(t)$ 的情况下，追随者通过优化其利润函数 Π_j 来更新策略 $p_j^{(k+1)}(t)$ ；接着，在追随者策略更新后，领导者基于追随者的反应函数 $p_j^{(k+1)}(t)$ ，优化其利润函数 Π_i ，更新策略 $p_i^{(k+1)}(t)$ 。当两者的策略更新不再显著变化时，认为均衡解已收敛，获得最终的 Stackelberg 均衡点 $(p_i^*(t), p_j^*(t))$ 。

在数值模拟的结果中，可以观察到以下几个重要特征。首先是均衡解的稳定性：在不同的参数设置下，若迭代方法或动态规划能够收敛到相同的均衡解，则证明该均衡解是稳定的。其次，通过参数的敏感性分析，可以通过调整参数（如需求弹性 α_i, α_j 和供给敏感性 ϵ_i, ϵ_j 等）观察均衡解的变化情况，这有助于理解不同市场条件下领导者和追随者策略的调整规律。最后，通过时间序列图可以直观地看到领导者和追随者在不同时间步长上的定价策略调整过程，验证模型在动态竞争中的适用性。

6 研究的创新点与应用价值

6.1 研究的创新点与应用价值

6.1.1 理论创新总结

在多归属用户行为建模和多平台竞争策略优化方面，本研究取得了多项理论突破。

首先，系统性地构建了多归属用户行为的动态模型，将用户在多个平台间的归属选择行为视为动态变量进行分析^[70]。传统用户行为模型往往忽略了这种跨平台归属的动态性，而通过引入时间维度和跨平台选择的交互效应，使模型能够更准确地反映多归属用户的决策过程。这一创新不仅丰富了对多归属用户行为的理论理解，也为未来的用户行为研究提供了新的框架和工具。

其次，在动态博弈的基础上，引入了多阶段博弈模型，用于模拟平台间的长期竞争过程。通过将多阶段博弈与动态定价策略相结合，研究展示了平台在不同阶段如何调整策略以应对需求波动和竞争变化。这一创新将传统的单阶段策略扩展为多阶段连续决策，弥补了现有理论在长期动态分析上的不足^[71]。这种扩展不仅适用于物流平台的定价优化，也对其他多平台市场的长期竞争研究具有理论指导意义。

此外，提出了一种混合定价模型，将需求弹性和多归属行为的特征结合起来。这种模型通过交互项设置，能够在不同竞争强度下自适应地调整定价策略，使策略更加灵活精细。混合定价模型在跨平台竞争中平衡了不同的市场因素，提供了一种动态优化的策略框架，为定价理论的进一步发展提供了新的视角。

最后，为了在优化定价策略的同时兼顾平台的其他目标（如用户满意度、市场份额、社会福利等），本研究引入了多目标优化算法。与传统的单目标优化不同，这种方法在多个目标之间进行权衡，使定价策略更具可持续性和社会适应性。这一创新不仅拓展了定价策略的理论基础，也为多维度平台竞争和市场调控策略提供了理论依据，适用于多种市场环境。

6.1.2 实践应用价值

在实际应用层面，本研究为物流平台的定价策略优化和市场竞争策略制定提供了重要的指导意义。

首先，提出的动态定价策略和混合定价模型，可以帮助物流平台在不同需求条件下灵活调整价格，提升平台的整体收益。通过引入需求弹性和多归属行为的特征变量，平台能够更准确地预测用户需求的变化，并快速调整定价以最大化短期收益。仿真结果显示，新模型在多种市场情境下的收益优化效果显著优于传统的静态定价和单一博弈策略，对实际运营中的策略制定具有直接的指导价值。

其次，针对多归属用户的行为特征，提出的定价策略不仅适用于单一归属用户，也适用

于跨平台归属用户。这种灵活的定价策略帮助平台在多平台竞争中占据优势，通过动态调整定价来吸引更多的多归属用户。在多归属环境下，这种策略是提升平台竞争力、用户转换率和忠诚度的有效工具。

最后，通过引入多目标优化算法，在提升平台收益的同时，还兼顾了用户满意度和社会福利。这种优化策略不仅有助于实现盈利目标，还为市场调控和公共政策制定提供了参考。这一成果促进了物流平台市场的公平性和可持续发展，为政府部门和行业协会在市场监管政策制定方面提供了坚实的理论支持。

6.2 新方法与模型的未来展望

在未来的研究中，将进一步优化和拓展已有的新方法和模型，使其能够更好地应对多归属用户行为和多平台竞争的复杂市场环境。

首先，在多归属用户行为的动态建模方面，可以通过引入更加精细的行为变量和高维特征来提升模型的准确性。目前的模型主要基于用户的跨平台选择行为，但未来可以将用户的偏好变化、决策路径以及外部环境因素（如营销活动、政策变化等）纳入模型，以更全面地刻画用户的归属选择。这种扩展不仅能够提高模型对多归属行为的解释力，还能够帮助平台在实际运营中更精确地进行用户行为预测和定价策略优化。

其次，多阶段博弈模型在未来可以通过引入非线性因素和更复杂的博弈结构来增强其适应性和稳定性。现有的多阶段博弈模型主要集中于线性策略的连续调整，而在实际市场中，用户需求和平台竞争往往呈现出非线性变化。因此，未来的研究可以考虑引入非线性博弈理论或强化学习算法，模拟平台在多阶段决策中的非线性反应和策略优化。这不仅能够提高博弈模型的复杂性和精准度，还能够帮助平台在高度动态的竞争环境中做出更加灵活和鲁棒的策略选择。

此外，在混合定价模型的进一步研究中，可以通过深度学习和数据挖掘技术来优化需求弹性与多归属行为的交互模型。当前的混合定价模型基于相对简单的需求弹性分析，而深度学习方法能够从大规模用户数据中提取更丰富的特征信息，为定价策略提供更强的适应性支持。同时，数据挖掘技术也可以帮助模型从历史数据中发现潜在的用户行为模式和需求趋势，为跨平台竞争中的精细化定价提供决策依据。

最后，多目标优化算法的未来展望在于实现更智能化和自动化的定价策略调整。通过引

入人工智能（AI）优化算法和实时数据处理技术，多目标优化可以在实时市场变化下动态调整权重，实现对收益、用户满意度和社会福利的同步优化。未来的研究可以进一步探索如何将多目标优化算法与实时市场数据、用户行为数据相结合，实现智能化的定价决策系统。这种智能化的定价系统不仅可以提升平台的竞争力，还能够促进市场的健康发展和用户体验的提升。

- [1]刘志勇,张怡,何沛凝.O2O 平台商家的多归属行为动机研究[J].管理学报,2023,20(12):1868-1877.
- [2]师亚玲.基于三方演化博弈的众包物流平台协同发展研究[J].合肥大学学报,2024,41(04):40-47+82.
- [3]邓旭东,张雪晶,周志刚,等.众包物流领域研究进展与前沿——基于 CiteSpace 可视化分析[J].物流工程与管理,2024,46(02):1-7.
- [4]张念,刘志学,李锋.考虑服务供应能力和服务质量的众包物流服务定价策略[J].管理学报,2024,21(01):127-136.
- [5]郭绍梅.考虑众包配送员期望收益异质性的任务分配及报酬联合决策模型[J].中国市场,2024,(01):182-186.DOI:10.13939/j.cnki.zgsc.2024.01.045.
- [6]赵建有,李玥,田浩,等.众包配送研究综述[J].交通运输工程学报,2023,23(05):62-84.DOI:10.19818/j.cnki.1671-1637.2023.05.004.
- [7]李漫漫,孙加辉,丁楠,等.考虑服务定价的选择性众包配送优化[J].浙江大学学报(工学版),2023,57(08):1495-1504.
- [8]余建.MT 平台即时物流服务定价策略研究[D].哈尔滨商业大学,2023.DOI:10.27787/d.cnki.ghrbs.2023.000092.
- [9]孟秀丽,刘波,安坤.考虑发包方满意度和自由配送员数量的众包物流平台最优决策[J].管理学报,2023,20(05):747-758.
- [10]梁玉秀,吴丽花.基于政府政策规制的众包物流定价策略研究[J].运筹与管理,2023,32(01):206-212.
- [11]孟秀丽,吴一凡,刘波.考虑延误险的多期众包物流服务质量优化[J].中国管理科学,2023,31(12):87-95.DOI:10.16381/j.cnki.issn1003-207x.2021.1807.
- [12]王洪梅.众包平台服务供应商定价策略研究[D].北京交通大学,2022.DOI:10.26944/d.cnki.gbfju.2022.001588.
- [13]周志峰.供需不确定条件下时空众包任务分配方法研究[D].大连海事大学,2022.DOI:10.26989/d.cnki.gdlhu.2022.000024.
- [14]吴一凡.考虑质量优化的众包物流服务网络均衡模型研究[D].南京财经大学,2022.DOI:10.27705/d.cnki.gnjcj.2022.000253.
- [15]孟秀丽,吴一凡,刘波.考虑罚金政策的众包物流服务质量网络均衡模型[J].运筹与管

理,2022,31(02):231-239.

[16] 谭星. 基于 Kano-Kansei 模型的众包物流服务质量提升研究 [D]. 西南交通大学, 2022. DOI:10.27414/d.cnki.gxnju.2022.002681.

[17] 陈咏晖, 胡矗明. 移动众包平台的任务定价模型优化策略研究 [J]. 科技管理研究, 2022, 42(01): 149-155.

[18] 杜倩倩. 众包物流平台配送机制研究 [J]. 合作经济与科技, 2022, (06): 98-99. DOI:10.13665/j.cnki.hzjjykj.2022.06.040.

[19] 陈颖. 归属行为下众包物流平台定价策略研究 [D]. 东华大学, 2022. DOI:10.27012/d.cnki.gdhuu.2022.001606.

[20] 黄静静, 陈荔. 需求波动下众包物流平台动态定价策略 [J]. 科技和产业, 2021, 21(10): 203-207.

[21] 吴琼. 基于众包物流平台的同城快递车包匹配研究 [D]. 大连海事大学, 2021. DOI:10.26989/d.cnki.gdlhu.2021.000854.

[22] 刘志扬. 竞争与需求双重影响下众包物流平台定价策略研究 [D]. 石家庄铁道大学, 2021. DOI:10.27334/d.cnki.gstdy.2021.000524.

[23] 袁琳. 抢派结合模式下众包物流任务分配与路径联合优化研究 [D]. 西南交通大学, 2021. DOI:10.27414/d.cnki.gxnju.2021.000155.

[24] 梁玉秀, 吴丽花. 考虑接单意愿的众包物流定价策略研究 [J]. 北京信息科技大学学报(自然科学版), 2021, 36(01): 69-74. DOI:10.16508/j.cnki.11-5866/n.2021.01.013.

[25] 毛娇. 基于多边市场视角的众包物流平台定价研究 [D]. 辽宁工业大学, 2020. DOI:10.27211/d.cnki.glngc.2020.000170.

[26] 冉安平, 周亚蓉. 众包物流平台服务最优价格及其期望收益研究——考虑平台补贴水平影响因素的动态定价模型分析 [J]. 价格理论与实践, 2020, (04): 136-139+178. DOI:10.19851/j.cnki.CN11-1010/F.2020.04.125.

[27] 孟秀丽, 吴艾婧, 杨静. 众包物流服务网络决策优化 [J]. 系统工程, 2020, 38(01): 75-84.

[28] 张杰, 李佳威, 周艳菊, 等. 多归属结构下双边平台增值投资策略研究 [J/OL]. 计算机工程与应用, 1-10 [2024-10-28].

[29] 席轩, 张玉林. 考虑数据优势的在线平台数据投资和定价决策 [J/OL]. 中国管理科学, 1-15 [2024-10-28].

[30] 赵旭. 网络货运平台定价策略与信用管理机制研究 [D]. 山东交通学

院,2024.DOI:10.27864/d.cnki.gsjtd.2024.000147.

[31] 赵旭,陈建岭.考虑增值服务的网络货运平台定价策略[J].山东交通学院学报,2024,32(02):108-115.

[32] 张蕴萍,路文成.平台转移成本与“二选一”协议——基于 Hotelling 模型的市场垄断行为分析[J].商业研究,2024,(01):23-29.DOI:10.13902/j.cnki.syyj.2024.01.009.

[33] 陈星宇,吴锋.考虑创新水平的工业互联网平台定价决策和补贴策略[J/OL].计算机集成制造系统,1-20[2024-10-28].

[34] 但斌,熊俊,睦蓉华,等.考虑双边用户多归属与组内网络效应的第三方制造平台服务与定价策略[J].管理评论,2023,35(12):160-168.DOI:10.14120/j.cnki.cn11-5057/f.2023.12.022.

[35] 张晋莉,柳键.双边用户多归属的电商平台增值服务投资均衡策略研究[J].科学决策,2023,(12):80-91.

[36] 崔金栋,李若彤,朱增陈,等.融媒体信息定价模型演化研究[J].情报科学,2023,41(11):51-61.DOI:10.13833/j.issn.1007-7634.2023.11.007.

[37] 朱峰,李国鹏,曹志刚.双寡头数字平台竞争中基于卖家是否多归属的三级价格歧视[J].运筹与管理,2023,32(11):26-32.

[38] 王红春,陈杨.双边市场视角下社交电商平台定价策略研究——基于拼多多的案例分析[J].价格理论与实践,2023,(09):182-186+210.DOI:10.19851/j.cnki.CN11-1010/F.2023.09.322.

[39] 刘博.政府准入监管对聚合模式下网约车平台定价策略的影响[D].东北财经大学,2023.DOI:10.27006/d.cnki.gdbcu.2023.001750.

[40] 辜勇,张晶晶,王勇,等.考虑匹配服务质量的网络货运平台定价策略[J].武汉理工大学学报(信息与管理工程版),2023,45(03):457-462.

[41] 郭泽祥.平台的用户引流及定价策略研究[D].上海财经大学,2023.DOI:10.27296/d.cnki.gshcu.2023.000352.

[42] 郑晨斐.用户不同归属行为下的网络货运平台定价策略研究[D].大连交通大学,2023.DOI:10.26990/d.cnki.gsltc.2023.000686.

[43] 杨紫菱.竞争环境下云制造平台增值服务投资与定价决策研究[D].西安电子科技大学,2023.DOI:10.27389/d.cnki.gxadu.2023.003613.

[44] 金琼.中国双边市场进入及演化机制研究[D].天津财经大学,2023.DOI:10.27354/d.cnki.gtcjy.2023.000015.

- [45] 宋凯伦. 非对称平台排他性交易的福利效应分析 [D]. 山东大学, 2023. DOI: 10.27272/d.cnki.gshdu.2023.002810.
- [46] 杨滢. 考虑物流需求差异的网络货运平台定价策略研究 [D]. 河南财经政法大学, 2023. DOI: 10.27113/d.cnki.ghncc.2023.000838.
- [47] 王大伟. 考虑服务质量的 M 网络货运平台定价研究 [D]. 东华大学, 2023. DOI: 10.27012/d.cnki.gdhuu.2023.001394.
- [48] 李胜男. 科创平台定价与服务策略研究 [D]. 上海财经大学, 2023. DOI: 10.27296/d.cnki.gshcu.2023.000264.
- [49] 郝敏佑. 基于双边市场理论的社区电商平台产品定价策略研究 [D]. 重庆交通大学, 2023. DOI: 10.27671/d.cnki.gcjtc.2023.000530.
- [50] 朱星圳. 基于双边市场理论的视频平台定价和运营策略研究 [D]. 南京理工大学, 2023. DOI: 10.27241/d.cnki.gnjgu.2023.000043.
- [51] 张鑫瑜. 消费金融提供商与多归属用户间动态博弈研究 [J]. 运筹与管理, 2023, 32(03): 56-64.
- [52] 庞建刚, 唐正敏, 晏强, 等. 随机需求下考虑竞争因素的众包快递平台定价策略研究 [J]. 供应链管理, 2024, 5(06): 85-96. DOI: 10.19868/j.cnki.gylgl.2024.06.007.
- [53] 韩慧瑜, 张志清. 竞合视阈下众包物流定价决策研究 [J]. 物流科技, 2023, 46(19): 14-17+35. DOI: 10.13714/j.cnki.1002-3100.2023.19.004.
- [54] 武小平, 杨琳, 施壮飞. 考虑大众活跃度的众包配送违规行为控制微分博弈研究 [J]. 系统工程理论与实践, 2023, 43(12): 3606-3618.
- [55] 张欣乐. 众包物流平台隐私保护演化博弈研究 [D]. 太原理工大学, 2023. DOI: 10.27352/d.cnki.gylgu.2023.000717.
- [56] 邓广豫. 基于云模型和云相似度的众包物流服务质量评价研究 [D]. 西安邮电大学, 2023. DOI: 10.27712/d.cnki.gxayd.2023.000101.
- [57] 孟秀丽, 刘波, 安坤. 考虑配送员交互作用和服务质量的众包物流运营模式选择 [J]. 中国管理科学, 2023, 31(05): 218-229. DOI: 10.16381/j.cnki.issn1003-207x.2021.2508.
- [58] 吴一凡. 考虑质量优化的众包物流服务网络均衡模型研究 [D]. 南京财经大学, 2022. DOI: 10.27705/d.cnki.gnjcj.2022.000253.
- [59] 夏雪. 网络外部性下众包物流平台动态定价研究 [D]. 东华大学, 2022. DOI: 10.27012/d.cnki.gdhuu.2022.001547.

- [60]向传凯.基于系统动力学的众包物流参与主体行为策略演化博弈研究[D].太原理工大学,2021.DOI:10.27352/d.cnki.gylgu.2021.001447.
- [61]李凤晨.众包物流大众参与行为影响因素研究[D].辽宁工业大学,2021.DOI:10.27211/d.cnki.glngc.2021.000148.
- [62]吴翠花,王玉辰,刘艳辉,等.基于演化博弈的众包组织模式形成机理研究[J].科学决策,2019,(12):47-60.
- [63]邢大宁.双边市场视角下物流平台运营机制研究[D].北京交通大学,2019.[1]孟建锋.众包社区知识共享参与行为及实现机制研究[D].中国矿业大学(北京),2020.DOI:10.27624/d.cnki.gzkb.2020.000108.
- [64]李玉,吴斌,王超.基于前景理论的众包物流配送方行为决策演化博弈分析——基于发货方视角[J].运筹与管理,2019,28(06):129-135.
- [65]蒋帅杰.众包物流服务定价研究[D].东华大学,2019.DOI:10.27012/d.cnki.gdhu.2019.000500.
- [66]苏芳媛.基于演化博弈的众包平台任务分配策略研究[D].哈尔滨商业大学,2023.DOI:10.27787/d.cnki.ghrbs.2023.000053.
- [67]万宇杰.基于博弈理论的众包平台任务分配算法研究[D].淮北师范大学,2022.DOI:10.27699/d.cnki.ghbmt.2022.000560.
- [68]郗传秀.基于博弈论的群智感知质量控制研究[D].烟台大学,2022.DOI:10.27437/d.cnki.gytdu.2022.000252.
- [69]任潇扬,于秀兰.Stackelberg 博弈的 MEC 资源分配策略[J].重庆邮电大学学报(自然科学版),2024,36(03):469-477.
- [70]薛建彬,吴明叶,张寒,等.基于 Stackelberg 博弈的多 UAV 辅助型多用户链路安全性研究[J/OL].华中科技大学学报(自然科学版),1-8[2024-10-28].
- [71]谢佳佳.基于 Stackelberg 博弈的制造型企业研发创新众包决策研究[D].苏州大学,2022.DOI:10.27351/d.cnki.gszhu.2022.002889.