苏州大学

本科毕业设计（论文）

学院(部)	未来科学与工程学院		
题　　目	食品救援平台数据收集与分析方法研究		
年　级	2022 级	专业	数据科学与大数据技术
班　级	1 班	学号	2262406009
姓　名	陆姝霖		
指导老师	杨本圆	职称	讲师
论文提交日期	2026. 4. 19		

苏州大学
本科毕业设计（论文）独创性声明

本人郑重声明：所提交的本科毕业设计（论文）是本人在导师的指导下，独立进行研究工作所取得的成果。除文中已经注明引用的内容外，本设计（论文）不含其他个人或集体已经发表或撰写过的研究成果。对本文的研究作出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式标明。本人承担本声明的法律责任。

作者签名：陆姝霖　　日　期：2026.4.19

苏州大学
本科毕业设计（论文）使用授权声明

本人完全了解苏州大学关于收集、保存和使用本科毕业设计（论文）的规定，即：本科毕业设计（论文）的著作权以及文中研究成果的知识产权归属苏州大学。苏州大学有权向国家有关部门或第三方机构送交毕业设计（论文）的复印件和电子文档，允许毕业设计（论文）被查阅和借阅，可以采用影印、缩印或其他复制手段保存和汇编毕业设计（论文），可以将毕业设计（论文）的全部或部分内容编入有关数据库进行检索。

涉密设计（论文） ☐

本设计（论文）属 在_____年___月解密后适用本规定。

非涉密设计（论文）☑

论文作者签名：陆姝霖 日 期：2026.4.19

导 师 签 名：杨本圆 日 期：2026.4.19

食品救援平台数据收集与分析方法

摘要

全球范围内，食物浪费不仅造成了巨大的经济损失，也带来了严峻的环境压力。近年来，以 Flashfood 为代表的食品救援平台作为一种创新的社会治理模式逐渐兴起。这类平台通过移动互联网技术连接食品供应端与消费端，将面临丢弃风险的临期食品重新推向市场，旨在实现减少食物浪费、增加零售商收益与提升消费者福利的多重目标。然而，当前学术界对于此类平台在不同城市环境下的实际经济、环境、社会效能缺乏系统性的定量评估。

针对此类平台在不同城市环境下的经济、环境、社会效能缺乏系统性的定量评估这一研究空白，本文以“食品救援平台数据收集与分析方法”为题，系统构建了一套基于自动化高频快照数据的数据收集与多维效能评价方法。首先，本文从循环经济理论、信息不对称理论与双边经济理论出发，剖析了食品救援平台的运作机制。其次，设计了针对平台时序快照数据的自动化采集框架，并获取了2026年3月至4月期间北美四座城市（芝加哥、底特律、多伦多、温哥华）的26.1万余条有效商品交易记录。基于所收集的高频数据，本文不仅运用描述性统计、多元线性回归、随机森林预测、Logistic分类以及K-Means聚类等方法对平台效能进行了深入的实证分析，还创新性地引入了生存分析方法，量化了折扣率对商品售罄速率的非线性加速作用；同时，构建了社会投资回报率评估模型，将环境减排、垃圾处理节省及社会福祉价值进行货币化整合。

研究结果表明：第一，平台展现出显著的环境与经济双重效益，观测期内共避免10905千克的食物浪费，减少了55999千克二氧化碳当量的温室气体排放，观测期内 SROI 达到 2.36，意味着每投入 1 美元可产生 2.36 美元的综合社会价值；第二，肉类等高碳排放密度品类在减排贡献中占据主导地位；第三，在平台标准化的半价折扣体系下，价格绝对值对销量的影响被弱化，而供给侧的初始库存量与反映滞销程度的商品曝光时长成为决定销量的核心变量；第四，日内消耗模式呈现出显著的

地域差异与多元化时序特征,揭示了不同城市居民生活节奏对临期食品消费的系统性影响。

本文的研究不仅丰富了食品共享经济与可持续发展领域的定量研究框架，拓展了基于高频爬虫数据的评价路径，同时为食品救援平台优化动态定价、精准库存管理以及政府制定城市食品可持续治理政策提供了坚实的实证依据。

关键词：食品救援平台；食物浪费；效能评估；数据采集；机器学习；可持续发展

Data Collection and Analysis Methods for Food Rescue Platforms

Abstract

Global food waste not only causes immense economic losses but also exerts severe environmental pressure. In recent years, food rescue platforms represented by Flashfood have emerged as an innovative social governance model. By leveraging mobile internet technology to connect the food supply and consumer sides, these platforms reintroduce near-expired food—which would otherwise be discarded—back into the market, aiming to achieve the multiple objectives of reducing waste, increasing retailer revenue, and enhancing consumer welfare. However, current academia lacks a systematic quantitative assessment of the actual economic, environmental, and social efficacy of such platforms across diverse urban environments.

To address this research gap, this paper, titled "Data Collection and Analysis Methods for Food Rescue Platforms" systematically constructs a data collection and multidimensional efficacy evaluation framework based on automated high-frequency snapshot data. First, the paper analyzes the operational mechanisms of food rescue platforms through the lenses of circular economy theory, information asymmetry theory, and two-sided market theory. Second, an automated collection framework for time-series snapshot data was designed, obtaining over 261,000 valid transaction records across four North American cities (Chicago, Detroit, Toronto, and Vancouver) between March and April 2026. Leveraging this high-frequency data, this study conducts an in-depth empirical analysis using descriptive statistics, multiple linear regression, random forest forecasting, logistic classification, and K-Means clustering. Furthermore, survival analysis is innovatively introduced to quantify the non-linear acceleration effect of discount rates on product sell-through speed. Simultaneously, a Social Return on Investment (SROI) model was constructed to monetize and integrate environmental emission reductions, waste disposal savings, an d social welfare value.

The research findings indicate: First, the platform demonstrates significant dual environmental and economic benefits; during the observation period, it prevented 10,905 kg of food waste and reduced greenhouse gas emissions by 55,999 kg of CO2 equivalent, achieving an SROI of 2.36—meaning every 1$ invested generates 2.36$ in integrated social value. Second, categories with high carbon emission intensity, such as meat, dominate the contribution to emission reductions. Third, under the platform's standardized half-price discount system, the impact of absolute price on sales volume is weakened, while the initial inventory level on the supply side and the exposure duration (reflecting the degree of stagnation) become the core variables determining sales. Fourth, daily consumption patterns show marked regional differences and diverse temporal features, uncovering how the pace of life among residents in different cities systematically influences near-expiry food consumption.

The research in this paper not only enriches the quantitative research framework in the fields of food sharing economy and sustainable development and expands the evaluation path based on high-frequency crawler data, but also provides a solid empirical basis for food rescue platforms to optimize dynamic pricing and precision inventory management, as well as for governments to formulate urban sustainable food governance policies.

keywords: Food Rescue Platform; Food Waste; Performance Evaluation; Data Collection; Machine Learning; Sustainable Development

目录

第 1 章 绪论 1
1.1 研究背景与意义 1
1.2 国内外研究现状 2
1.3 文献评述 4
1.4 研究内容与方法 5
第 2 章 食品救援平台运作机制与理论基础 6
2.1 食品救援平台的基本运行机制 6
2.1.1 主流数字食品救援平台横向对比 6
2.1.2 从运行机制到理论问题 7
2.2 核心理论基础 7
2.2.1 循环经济理论 7
2.2.2 信息不对称理论 8
2.2.3 平台经济与双边市场理论 8
2.3 理论整合与分析框架 9
第 3 章 食品救援平台数据收集方法 10
3.1 研究设计与数据需求分析 10
3.1.1 静态基础数据 10
3.1.2 动态快照数据 11
3.2 数据获取技术路线 12
3.2.1 API 识别与请求流程 12
3.2.2 客户端行为模拟与访问稳定性控制 12

3.3 多城市采样设计 13
3.4 数据清洗与预处理 13
3.4.1 时间映射与标准化 13
3.4.2 宽表构建 14
3.4.3 库存差分与销售推算 14
3.5 数据质量控制与异常处理 15
3.6 方法局限性与识别假设 15
3.7 本章小结 15
第 4 章 平台效能评价指标体系构建 16
4.1 环境效益评价指标 16
4.1.1 食物浪费转移量 16
4.1.2 避免的碳足迹减量 17
4.2 经济效益评价指标 17
4.2.1 零售商增量收入 17
4.2.2 消费者节省总额与节省率 18
4.3 平台运营评价指标 18
4.4 社会综合价值评价指标（SROI） 19
4.5 本章小结 20
第 5 章 Flashfood 平台实证分析 21
5.1 数据来源与预处理 21
5.1.1 数据采集范围 21
5.1.2 关键变量定义 21
5.2 描述性统计分析 22

5.2.1 整体效能概览.....22
5.2.2 城市维度对比.....22
5.2.3 品类维度对比.....23
5.2.4 折扣率分布.....24
5.3 SROI 结果分析.....25
5.4 销售量影响因素的回归分析.....26
5.4.1 模型设定.....26
5.4.2 基准 OLS 结果.....26
5.4.3 固定效应模型结果.....28
5.4.4 多重共线性检验.....29
5.5 随机森林回归预测.....30
5.6 日内消耗模式的聚类分析.....30
5.6.1 聚类方法与最优 K 值.....30
5.6.2 消耗模式特征.....31
5.6.3 聚类与城市分布.....32
5.7 高售罄率商品的分类预测.....33
5.7.1 问题定义与样本平衡.....33
5.7.2 Logistic 回归性能.....33
5.7.3 系数与优势比解释.....35
5.8 折扣率与售罄率的相关性分析.....36
5.8.1 整体相关性.....36
5.8.2 分品类相关性.....36
5.9 商品售罄时间的生存分析.....36

5.9.1 Kaplan-Meier 生存曲线分析 37
5.9.2 分层 Cox 比例风险模型实证 38
5.10 本章小结 39
第 6 章 结论与展望 40
6.1 研究结论 40
6.2 政策建议与管理启示 41
6.2.1 对食品救援平台的建议 41
6.2.2 对合作零售商的建议 42
6.2.3 对政府部门的建议 42
6.3 研究局限与未来展望 42
参考文献 44
致谢 48

第1章 绪论

1.1 研究背景与意义

在全球范围内，食物浪费已成为制约可持续发展的重要挑战。联合国粮农组织（FAO）指出，全球约有三分之一供人类消费的食物在生产、流通与消费环节中被损 失或浪费，这不仅造成巨大的经济损失，也带来了显著的资源与环境压力[1]。随着数字经济与平台经济的发展，利用信息技术减少食物浪费逐渐成为学术界与实践领域关注的重要方向。

在此背景下，数字食品救援平台作为一种社会创新模式逐渐兴起， Flashfood[2]、Too Good To Go[3]、Yindii[4]等便是其中的典型代表。此类平台通过移动互联网技术连接食品供应端与消费端，将仍符合食用标准但面临被丢弃风险的剩余食品重新进入市场流通，从而实现资源再分配与价值再利用。该模式旨在同时实现减少食物浪费、提升社会福利以及增加零售商收益的多重目标。

食品救援平台的效能评估涉及运营管理、消费者行为与环境科学等多个交叉学科领域[5]。随着共享经济与数字平台研究的不断发展，学术界逐渐开始关注此类平台在资源配置优化、剩余食品再分配及环境治理中的实际作用。然而，现有研究多集中于平台类型划分、商业模式探讨或案例分析[6]，对平台运行绩效的系统性经济、环境、社会等层面的量化评估仍相对不足[7]，尤其缺乏针对不同城市情境下平台实际运行效能差异的比较研究。传统调研方法普遍存在数据滞后、样本规模有限及指标体系不统一等问题，导致平台真实运营绩效难以被动态、准确地识别[8]。因此，有必要借助网络爬虫与自动化数据分析技术，对食品救援平台的实时运营数据进行持续采集与深入挖掘，从而构建更加客观、动态且具有跨区域可比性的效能评估框架。

本研究通过网络爬虫技术获取城市层级的高频运营数据，并结合机器学习方法构建效能评价模型，有助于拓展食品浪费研究的数据获取路径，同时为数字平台绩效评估提供新的分析框架，从而丰富食品共享经济与可持续发展研究的理论体系。

从实践层面看，对食品救援平台在不同城市环境下运行效果进行评估，有助于识别平台运营中的关键影响因素，并量化其在减少食物浪费方面的实际贡献。相关研究结果不仅能够为平台优化库存管理与动态定价策略提供数据支持，也能够为政府部门制定城市食品可持续治理政策提供实证依据，从而推动数字化手段在食物浪费治理中的应用。

1.2 国内外研究现状

国际学术界对食品救援平台的研究正逐渐由定性讨论向数据驱动的定量分析转型。

Harvey 等[9]通过社会网络分析方法研究食品共享移动应用，指出数字平台能够通过用户互动网络促进食物再分配，从而降低食物浪费水平。Puram 与 Gurumurthy[10]在文献综述中探讨了食品共享经济的发展路径，认为当前研究重点正由平台概念探讨转向效能评估与运营机制分析，并强调构建多维度评价指标体系的重要性。Amaral 与 Orsato[11]认为，食品共享平台在循环经济体系中具有促进资源再利用的潜力，但平台绩效受到治理机制与用户参与程度的共同影响。Hong[12]等探讨了移动应用在减少食物浪费中的作用，指出数字化工具正在成为食品治理的重要技术路径。Štraub[13]等通过跨城市比较研究发现，不同城市社会结构与空间条件会显著影响食品共享平台的运行效果，说明城市尺度差异是平台研究的重要维度。

在定量研究方面，Hua 等[14]基于食品共享平台用户数据，运用因子分析与多元回归模型对剩余食品购买意愿进行实证分析，结果表明环境关切与价格认知显著影响消费者参与行为。Chen[15]等基于技术接受模型构建定量分析框架，对食品共享平台用户复购意愿进行统计检验，发现感知有用性与平台信任度是影响持续使用的重要因素。Yang 等[16]利用机器学习方法对食品消费与浪费数据进行预测建模，表明数据驱动分析正在成为食品浪费研究的重要发展方向。Frank[17]等基于信号理论，分析了食品分享应用在线上与线下营销效应之间的权衡机制，揭示了消费者异质性对平台效能的影响。Chen[18]等针对便利店临期食品 App 的用户满意与持续使用行为进行实证研究，发现应用质量、产品品质和折扣倾向共同影响感知价值与满意度。

总体而言，国际研究已在平台机制、用户行为及定量分析方法方面取得一定进展，但针对特定平台在不同城市尺度下运行差异的实证研究仍相对有限。

国内学者虽较少直接针对食品救援平台开展量化建模研究，但近年来已在食品浪费成因、消费者行为、临期食品购买意愿、平台模式设计及定价机制等方面积累了较为丰富的研究成果，为本研究提供了多维度的理论参考。

在消费者食物浪费行为研究方面，国内学者已从不同理论视角开展了扎实的实证工作。廖芬[19]等基于拓展的 MOA 模型，通过有效问卷构建了消费者食物浪费行为影响因素的理论框架。刘为军[20]等聚焦于网络外卖这一新兴浪费场景，基于上海市消费者的问卷调查数据，实证检验了《反食品浪费法》法规感知情境下平台信息提示与主食质量对外卖浪费行为的调节效应。王友超[21]指出，消费者受教育程度、家庭规模以及对食物浪费的认知程度显著影响其实际浪费行为，这为分析食品救援平台在消费端的接受度提供了理论依据。上述研究从传统餐饮到网络外卖场景逐层推进，构成了理解消费端食物浪费行为的基础性分析框架。

在临期食品购买意愿的定量研究方面，国内学者展现了较强的实证分析能力。张蓓[22]等基于临期食品购买情境收集问卷数据，实证考察了综合质量、消费情境与购买意愿之间的关系，发现价格敏感度在产品质量、顾客服务、场景氛围与购买意愿之间发挥部分中介效应。 张菊香[23]等从食品自身因素、消费者个人特质和环境因素三个维度探究临期食品购买意愿的影响因素，通过问卷调查并运用 SPSS 软件进行实证分析。这些研究揭示了影响消费者临期食品购买决策的关键心理与情境因素。

在剩余食品治理模式研究中，国内学者也进行了初步探索。赵春雨等[24]探讨了“互联网+”环境下临期食品处理方式，认为通过数字平台建立商家与消费者之间的信息沟通机制能够有效降低资源浪费。程昊飞等[25]以 Too Good To Go 平台为案例，探讨了剩余食品交易经济在长三角地区的引入路径，并指出信誉体系与规则设计是平台稳定运行的重要基础。陈思远[26]等基于新邻里视角，提出了一种以食物为媒介的食品共享平台社交服务系统设计方案，探讨了如何通过平台促进邻里互动与社区凝聚力，为食品共享平台的社会功能拓展提供了新思路。李晓[27]等则从平台功能设计的角度出发，提出借鉴中国成熟电子商务平台的经验，构建集信息发布、供需匹配与物流调度于一体的剩余食物共享平台，为剩余食物的再利用提供更加生态和持

续的解决方案。这些研究从平台设计理念到制度安排逐步深入，为本研究的平台分析维度提供了重要参照。

在定价策略方面，付婷婷[28]基于演化博弈模型分析临期食品零售商定价行为，指出合理折扣机制是影响消费者购买决策的关键因素。

1.3 文献评述

综合国内外研究可以发现，食品救援平台研究正呈现出明显的数字化与定量化发展趋势。国际研究逐步从案例访谈转向基于数据分析与模型构建的方法，使研究能够更加精准地刻画平台运营规律。国内研究虽然在特定平台效能评估方面仍相对不足，但在食品浪费成因分析、临期食品定价博弈以及“互联网+”治理模式方面提供了坚实的理论基础。

然而，现有研究仍存在一定局限。首先，现有文献多集中于单一城市或个案平台分析，缺乏基于多城市样本的横向比较研究，难以揭示不同城市发展阶段、消费结构及治理环境差异对平台运行绩效的影响机制。其次，研究方法上，虽然部分国际研究已开始引入数据驱动分析，但如何利用高频爬虫数据构建跨地域、具有可复制性与可扩展性的效能评价模型，仍是当前领域面临的重要挑战。此外，现有研究在指标体系构建方面往往侧重单一维度，如减少浪费或经济效益，对平台在社会效益、资源配置效率及可持续治理中的综合作用关注不足，这在一定程度上限制了研究结论的系统性与政策参考价值。

基于此，本研究将聚焦城市层面的平台运营数据，在综合国内外相关研究成果的基础上，引入数据驱动与多维评价思路，尝试构建系统化的食品救援平台效能评价框架。具体而言，研究将以跨城市数据比较为切入点，通过整合平台交易信息与城市特征变量，建立可量化、可推广的评价指标体系，以期更全面地刻画食品救援平台在减少食品浪费、提升资源配置效率及促进环境保护的实际作用。同时，本研究亦希望为后续平台治理优化与政策制定提供实证依据，从而推动食品救援模式在更大范围内的可持续发展。

1.4 研究内容与方法

针对食品救援平台效能评估中存在的维度单一、动态性不足等问题，本研究围绕“数据收集-指标构建-效能评价”这一核心逻辑展开，具体研究内容如下：

（1）针对平台运作逻辑模糊的问题，采用理论分析法，基于信息不对称理论、循环经济理论以及平台经济理论剖析其价值共创机制，实现了对平台商业模式与社会价值的深度理论解构。

（2）针对传统调研数据时效性差、颗粒度粗的问题，采用网络爬虫与自动化监测技术，设计了高频时序快照采集框架，实现了对北美四城 26.1 万余条微观交易数据的精准捕获与结构化重构。

（3）针对平台价值难以综合量化的问题，采用多维指标构建法，从环境、经济、运营及社会四个维度建立评价体系，并引入 SROI 模型，实现了对平台综合贡献的货币化测度。

（4）针对销量影响机制不透明的问题，综合采用计量经济学（OLS、Cox 比例风险模型）与机器学习（随机森林、Logistic 分类）方法，揭示了销量影响机制与日内消耗规律，实现了对平台运行效能的系统性实证评估。

第2章 食品救援平台运作机制与理论基础

本章在对食品救援平台基本运行逻辑进行简要概括的基础上，引入信息不对称理论、循环经济理论以及平台经济（双边市场）理论，对食品救援平台的运行机制进行系统性理论解释，并进一步构建“理论—机制—变量”的分析框架，为后续的数据分析与实证模型提供理论支撑。

2.1 食品救援平台的基本运行机制

食品救援平台是一类基于移动互联网的双边市场平台，其核心功能在于连接食品供给端（零售商）与需求端（消费者），通过价格激励与信息匹配机制，将原本可能被浪费的临期食品重新引入消费环节。

在众多食品救援平台中，Flashfood 是当前北美最具代表性的零售端深度整合平台。其核心模式为：由大型连锁超市在库存管理过程中识别临期商品，通过平台发布折扣信息，消费者在线下单并到店自提。这种“线上下单+线下履约”的模式嵌入既有零售体系，具有较高的运营效率与可扩展性。

从运行逻辑上看，该类平台主要通过以下三个环节实现价值创造：

（1）供给识别：零售商识别临期或滞销商品；

（2）信息发布：将商品价格、库存等信息数字化并展示；

（3）交易实现：消费者完成购买并线下提取。

2.1.1 主流数字食品救援平台横向对比

为了更准确地界定 Flashfood 的功能定位，本研究选取了全球范围内具有代表性的三类平台进行横向维度对比：Flashfood（深集成 B2C 模式）、Too Good To Go（“盲盒”模式）以及 Olio（社区 P2P 模式）[9]。对比发现，Flashfood 的独特性在于其高度的信息透明度。与 Too Good To Go 依靠“盲盒”[29]来消化难以预测的餐饮剩余不同，Flashfood 的零售端属性要求其必须提供确定的商品信息。这种透明度不仅降低了消费者的决策风险，也为本研究获取高频时序快照数据并进行定量评估提

供了技术基础。因此，相较于其他平台，Flashfood 更适合作为数据驱动研究的分析对象。

表 2-1 主流数字食品救援平台特征对比

维度	Flashfood	Too Good To Go	Olio
商业模式	零售商至个人	餐饮/零售至个人	个人/企业共享
产品确定性	极高	低	中
供应链集成	深度系统集成	轻量级接入	无系统集成
核心价值点	价格确定性	趣味性与餐饮减损	社交属性与共享
数据粒度	高	中	低

2.1.2 从运行机制到理论问题

通过上述分析可以看出，不同平台在信息透明度、供给结构与交易机制上存在显著差异。而这些差异本质上反映了不同的资源配置方式与信息传递机制。

因此，仅从平台运作流程出发仍不足以解释其运行效果差异，需要进一步引入相关理论，对“为何能够减少浪费”以及“哪些因素影响平台效能”进行系统分析。

2.2 核心理论基础

2.2.1 循环经济理论

循环经济[30] 理论强调通过延长资源生命周期与提高资源利用效率，实现从“线性经济”（生产—消费—废弃）向“循环利用”的转变。在食品供应链中，临期食品通常处于生命周期末端，若未能及时销售，将直接进入废弃环节。

食品救援平台通过价格折扣机制，将临期食品重新引入市场，使其在生命周期末端仍能实现消费价值，从而延长资源使用周期。这一过程体现了循环经济中“再利用”与“价值回收”的核心理念。

在量化层面，循环经济效应可通过“销售转化结果”进行体现。例如，商品售出量、售罄率等指标反映了平台将潜在浪费转化为实际消费的能力。因此，销售量与售罄率可以被视为循环经济效率的直接体现变量。

2.2.2 信息不对称理论

信息不对称理论指出，在市场交易中，买卖双方掌握的信息往往是不平等的[31]，这种不均衡会导致市场失灵与资源配置效率下降。在传统生鲜零售体系中，零售商掌握商品库存与保质期信息，而消费者难以及时获取临期商品信息，从而导致大量仍具使用价值的食品无法完成交易，最终转化为浪费。

食品救援平台通过数字化手段，将原本分散且不可见的临期库存信息进行集中展示，使消费者能够以较低的搜寻成本获取相关信息。这一过程实质上降低了信息获取成本，提高了市场透明度，从而促进潜在交易的实现。

从可量化角度看，信息不对称的缓解可以通过“商品曝光程度”进行刻画。平台中商品的在线时长、展示频率等变量，反映了信息被市场接收的程度，并进一步影响其销售转化结果。因此，在后续实证分析中，商品曝光时段数可被视为信息传递效率的重要代理变量。

2.2.3 平台经济与双边市场理论

平台经济理论认为，数字平台通过同时服务供给侧与需求侧，实现跨群体价值创造，其核心在于降低交易成本并提升匹配效率[32]。食品救援平台作为典型的双边市场，其运行效果取决于供给规模与需求响应之间的匹配程度。

在供给侧，零售商通过平台释放临期库存，其规模可由初始库存量等变量刻画；在需求侧，消费者的购买行为受到价格、时间与信息等因素影响。平台通过定价机制（如折扣率）调节供需关系，从而影响交易结果。

因此，从平台经济视角出发，库存规模、价格折扣与需求响应之间的关系构成了影响平台运行效率的核心机制。在后续模型中，初始库存、折扣率等变量正是对这一机制的具体量化表达。

2.3 理论整合与分析框架

基于上述理论，可以构建食品救援平台运行的整体分析逻辑。信息不对称理论解释了食物浪费产生的根源，循环经济理论说明了平台在减少浪费中的价值意义，而平台经济理论则揭示了交易实现的具体机制。

三者共同作用，形成如下机制链条：

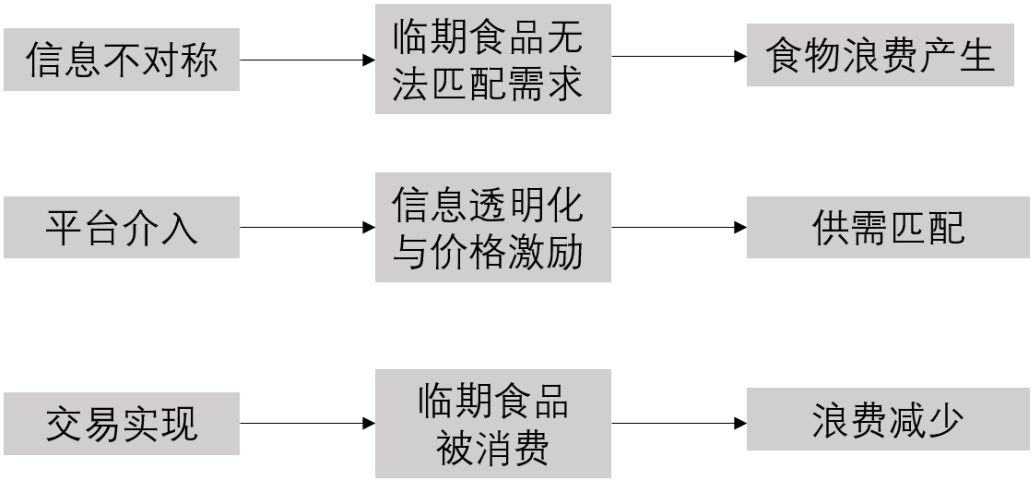


图 2-1 机制链条

在该机制框架下，平台效能可以通过“供给—信息—需求—结果”四个层面进行刻画：

（1）供给层：以初始库存为代表，反映可供交易的资源规模；

（2）信息层：以商品曝光时长为代表，反映信息传播与市场触达程度；

（3）需求层：以价格折扣等变量为代表，反映消费者响应强度；

（4）结果层：以销售量与售罄率为代表，反映平台最终实现的资源转化效果。

上述变量之间的关系构成了后续实证分析的核心逻辑基础。具体而言，本研究通过计量模型与机器学习方法，检验供给规模、信息传播与价格激励对销售结果的影响，从而评估食品救援平台在减少食物浪费与提升资源配置效率方面的实际效能。

第3章 食品救援平台数据收集方法

本章围绕食品救援平台（以 Flashfood 为代表）的数据采集与处理方法展开，系统介绍研究所采用的自动化观测框架、时序快照采样机制以及库存变化推断方法。由于食品救援平台的核心作用在于促成临期食品从“待浪费状态”向“被消费状态”的转化，因此平台效能的关键衡量基础在于识别商品在平台上的真实销售流转过程。然而，平台并不公开历史交易记录或订单级销售数据，为解决上述问题，本研究构建了一套基于时序快照的连续观测框架，通过高频采集平台商品库存状态，重构商品从上架、售卖到售罄的生命周期，并据此推算平台促成的实际销售量，为后续食品浪费减少、经济收益及环境效益测算提供数据基础。

3.1 研究设计与数据需求分析

食品救援平台的商业模式决定了其核心价值并非单纯提供折扣信息，而在于通过价格激励将原本可能被废弃的临期食品转化为真实消费行为。因此，本研究对平台效能的评估重点在于量化平台所促成的商品销售量，并进一步据此估算其所带来的经济、社会与环境效益。

由于平台库存会随消费者购买实时变化，单次静态抓取仅能反映某一时点的截面状态，无法揭示商品销售动态。基于此，本研究采用时间序列快照观测方法，对平台商品库存进行周期性采集，通过比较连续时点库存变化间接推断销售行为。

结合后续分析需求，平台数据划分为静态基础数据与动态快照数据两类。

3.1.1 静态基础数据

静态数据用于描述平台供给结构及商品基本属性，其主要字段如表 3-1 所示。

表 3-1 平台静态基础数据字段说明

数据类别	字段名称
门店信息	store_id, store_name
商品属性信息	item_id, item_name, category
价格信息	original_price, price

3.1.2 动态快照数据

动态快照数据用于记录商品库存随时间变化的过程，是本研究进行销售推算与平台效能识别的核心数据来源。每次抓取时，系统记录商品当前可购买库存数量，连续时点间的库存变化被视为商品销售或库存调整的外在表现。

为支持跨时区、多城市样本整合，系统同时记录北京时间与门店所在地本地时间。其中，本地时间用于刻画真实消费行为发生的时段特征，北京时间作为统一参考时间用于全样本时序对齐。完整原始快照数据结构如表 3-2 所示。

表 3-2 原始快照数据字段说明

字段名称	数据类型	说明
city	字符串	所属城市
beijing_time	日期时间	北京时间戳
local_time	日期时间	门店所在地本地时间戳
store_id	整数	门店编号
store_name	字符串	门店名称
item_id	整数	商品编号
item_name	字符串	商品名称
price	浮点数	平台售价
original_price	浮点数	原始售价
stock	整数	当前可售库存
category	字符串	商品类别

3.2 数据获取技术路线

3.2.1 API 识别与请求流程

经对 Flashfood 移动应用通信机制分析发现，平台商品信息并非通过网页前端渲染，而由移动客户端通过 RESTful API 请求后端服务器获得 JSON 格式结构化数据。因此，直接复现移动应用的数据请求流程，以提高采集效率与稳定性。

平台数据获取采用“两阶段请求”策略：

1. 首先调用门店接口（Stores API），基于目标城市经纬度查询周边合作门店；
2. 随后将门店 ID 批量提交至商品接口（Items API），获取对应门店全部在售商品信息及库存状态。

该流程与官方客户端调用逻辑保持一致，有效降低重复请求并提高采集效率。API 请求结构如图 3-1 所示。

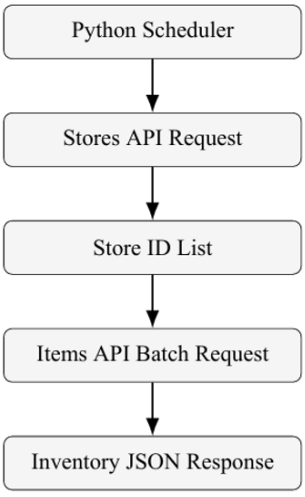


图 3-1 Flashfood API 请求流程示意图

3.2.2 客户端行为模拟与访问稳定性控制

由于自动化采集程序具有高频、规律性访问特征，容易被服务器识别为异常流量，因此本研究设计了客户端行为模拟机制以提升长期运行稳定性。

具体包括：

1. TLS 指纹模拟： 通过设置 impersonate="chrome110" 参数，使 HTTPS 请求在 TLS 握手阶段呈现与真实浏览器一致的客户端指纹。
2. 请求头模拟： 构造与移动客户端一致的 User-Agent 及 API Key 请求头，使服务器将请求识别为正常客户端行为。
3. 随机访问扰动： 在定时任务执行前引入 5–20 秒随机延迟，并在不同城市任务间设置随机等待时间，以避免形成固定周期访问模式。
4. 批量请求优化： 采用门店 ID 聚合批量查询机制，减少 API 调用频率，降低服务器负载。

上述策略均基于模拟正常客户端访问行为实现，并未突破平台权限控制，仅在公开接口允许范围内提高采集稳定性。

3.3 多城市采样设计

为增强样本代表性，本研究选取 Chicago、Toronto、Vancouver、Detroit 四个北美主要城市作为观测对象，各城市独立构建采集任务模块，实现并行化抓取。系统基于城市中心坐标查询半径 50 km 范围内合作门店，同时，考虑平台用户活跃规律及商超营业时间，设定每日采样窗口为当地时间 08:30 至 22:30，以两小时为间隔执行自动抓取，形成每日 8 个标准库存快照（08:30、10:30、12:30、14:30、16:30、18:30、20:30、22:30）。该采样频率能够较好平衡交易动态识别精度与长期运行成本，并有效覆盖平台主要消费高峰时段。

3.4 数据清洗与预处理

原始快照数据具有时间漂移、结构碎片化及局部缺失等特征，需经过预处理转换为可分析结构。

3.4.1 时间映射与标准化

由于自动化任务存在随机延迟及网络波动，实际抓取时间并不严格落于标准采样点。因此，本研究将原始抓取时间映射至最近标准时间槽，形成统一离散时间序列。

该过程本质上属于时间离散化处理，可降低抓取时间漂移对后续时序分析的干扰。

若同一标准时段存在多次抓取记录，则保留时间轴上最后一次结果，以最大程度反映该时段结束时真实库存状态。

3.4.2 宽表构建

在完成时间映射后，以商品唯一标识符 item_id 为主键，将同一商品在各标准时段库存横向拼接，构建库存宽表。其结构如表 3-3 所示。

表 3-3 库存宽表示意

item_id	stock_0830	stock_1030	stock_1230	…	stock_2230
1001	8	6	4	…	0
1002	3	3	2	…	1

3.4.3 库存差分与销售推算

宽表构建完成后，通过相邻时点库存差分推算商品在各时间窗口内销售量：

$$\Delta_i = Stock_{t_i} - Stock_{t_{i+1}}$$

其中：

- $\Delta_i > 0$ 表示该时间窗口内发生销售；
- $\Delta_i = 0$ 表示库存无变化；
- $\Delta_i < 0$ 通常表示补货或库存修正。

为避免补货行为干扰销售推断，本研究对差分结果进行下界截断处理：

$$Sales_i = \max(0, \Delta_i)$$

最终生成以下两类指标：

1. 各两小时时间窗口销售量；
2. 全天净销售量：

$$Sales_{day} = Stock_{0830} - Stock_{2230}$$

3.5 数据质量控制与异常处理

为保证数据分析结果可靠性，本研究设计异常控制与质量保障机制：采集程序设置 25 秒请求超时，通过异常捕获机制记录失败任务，单次抓取失败不中断整体流程，避免局部异常影响全局采样；同时针对补货与库存修正情形，若后续库存高于前序库存，则视为门店补货或平台库存修正，对应负销售量统一截断为 0，不计入有效销售：

$$Sales_i = \max(0, Stock_{t_i} - Stock_{t_{i+1}})$$

该处理可有效避免库存回补行为对销售估计的系统性干扰。

3.6 方法局限性与识别假设

尽管本研究通过高频快照尽可能逼近真实交易过程，但库存变化推断销售量仍建立在以下识别假设基础之上：

1. 商品库存减少主要来源于消费者购买；
2. 库存调整、人工下架等非销售行为占比较低；
3. 高频采样能够有效平滑偶发异常波动。

因此，本研究所得销售量本质上为基于库存变化的近似估计，而非平台官方成交数据。尽管存在一定测量误差，但在高频、多日、大样本观测条件下，该方法能够较为稳健地刻画平台整体销售趋势及运行效能。

3.7 本章小结

本章构建了面向食品救援平台的自动化时序快照数据采集与处理框架，通过复现平台 API 请求流程、设计多城市高频采样机制，并结合库存差分方法推断商品销售量，形成可用于平台效能分析的结构化研究数据集。该方法为后续章节评估食品救援平台在减少食物浪费、创造消费者福利及降低碳排放方面的实际作用奠定了数据基础。

第4章 平台效能评价指标体系构建

在完成了数据获取与预处理之后，如何科学、系统地衡量食品救援平台在实际运营中的多维价值，是本研究的核心任务。本章将基于上一章构建的时序库存宽表（包含基础信息、时段差分及全天净变化量），从环境、经济、社会与平台运营四个维度，建立一套量化的效能评价指标体系。该体系不仅为后续的实证分析提供测度工具，也为全面评估 Flashfood 模式的可持续性奠定方法论基础。

4.1 环境效益评价指标

食品救援平台最直接的社会价值在于减少食物浪费及其附带的环境污染。环境效益的评价主要围绕“转移的物理量”和“避免的温室气体排放量”两个核心指标展开。

4.1.1 食物浪费转移量

食物浪费转移量是指原本可能被送往垃圾填埋场或堆肥处理的食物，通过平台成功售出并重新进入人类消费环节的物理重量。由于本研究采集的数据粒度为“商品件数”，而非直接的重量，因此需要引入平均重量系数进行估算。

该指标的计算逻辑为：将特定时间段内某类商品的净售出量乘以该类商品的预估平均重量。以单日单店为例，总转移量 $W_{diverted}$ 的公式为：

$$W_{diverted} = \sum_{i=1}^{n} (Q_i \times \bar{w}_{c(i)})$$

其中，Q_i 为商品 i 在当天的净售出量，$c(i)$ 为商品 i 所属的类别（如肉类、果蔬），$\bar{w}_{c(i)}$ 为该类别商品的经验平均重量。通过这一指标，可以直观地量化平台在减量化方面的物理贡献。

4.1.2 避免的碳足迹减量

不同的食物在生产、加工与运输过程中产生的温室气体排放量存在巨大差异[33]。例如，肉类的碳足迹远高于果蔬[34]。因此，仅仅衡量重量不足以全面反映环境效益，必须引入基于生命周期评估（LCA）的碳排放因子。

本研究参考 Poore 与 Nemecek (2018) [33]在《Science》上发表的全球食品碳足迹数据库，为平台上的主要商品类别设定了简化的碳排放转换系数（以每千克食物的二氧化碳当量 kg CO_2e 计）。例如，肉类（含牛肉、猪肉、家禽）的平均排放因子设定为较高水平，乳制品次之，而果蔬类则通常处于较低水平。

避免的碳足迹减量 $C_{avoided}$ 计算公式为：

$$C_{avoided} = \sum_{i=1}^{n} (Q_i \times \bar{w}_{c(i)} \times EF_{c(i)})$$

其中，$EF_{c(i)}$ 为商品 i 所属类别的碳排放因子。这一指标能够更精准地评估高碳排放商品被成功救援后所带来的深度气候效益。

4.2 经济效益评价指标

平台的双边市场属性决定了其必须同时为供给端（零售商）和需求端（消费者）创造显著的经济价值。

4.2.1 零售商增量收入

在传统的零售管理中，临期或滞销商品通常被视为沉没成本，不仅无法产生收益，还需要支付额外的废弃物处理费[35]。平台通过动态折扣机制，将这些“负债”转化为“资产”。

零售商增量收入 $R_{incremental}$ 是指通过平台售出折扣商品所获得的总销售额。其计算方式为售出数量与实际折扣售价的乘积之和：

$$R_{incremental} = \sum_{i=1}^{n} (Q_i \times P_{price,i})$$

这一指标直接反映了平台帮助超市降低生鲜损耗成本、提升单店的财务能力。

4.2.2 消费者节省总额与节省率

在通货膨胀背景下，平台为消费者提供了对抗高昂生活成本的有效工具。消费者节省总额 S_{total} 是指消费者购买折扣商品所支付的实际金额与该商品原价之间的差额：

$$S_{total} = \sum_{i=1}^{n} \left(Q_i \times (P_{original,i} - P_{price,i}) \right)$$

为了横向比较不同品类或不同门店的让利程度，本研究引入平均节省率（Average Savings Rate, ASR）指标：

$$ASR = \frac{\sum (P_{original,i} - P_{price,i})}{\sum P_{original,i}} \times 100\%$$

4.3 平台运营评价指标

除了直接的环境与经济账本，平台在微观运营效率的表现同样值得关注。

售罄率是衡量零售业库存流转效率的经典指标，在食品救援场景中，它代表了平台将“潜在浪费”转化为“实际消费”的转化能力。本研究将单日售罄率 STR_{daily} 定义为全天净售出量与早间初始库存量的比值：

$$STR_{daily} = \frac{\sum Q_i}{\sum Stock_{0830,i}} \times 100\%$$

高售罄率意味着供需匹配度高，临期商品在保质期结束前被高效消化；低售罄率则可能提示定价策略不佳或该区域需求不足。

除了传统的售罄率指标，本研究创新性地引入生存分析中的核心指标来衡量动销效率：

（1）中位生存时间：指 50% 的商品实现售罄所需的时间。该指标能更直观地反映不同品类、不同折扣下商品的流转速度。

（2）风险比（Hazard Ratio, HR）：通过 Cox 比例风险模型计算，用于衡量某一因素（如折扣率提高）对售罄速率的边际贡献。若 HR > 1，表示该因素能显著加速商品售罄。

4.4 社会综合价值评价指标（SROI）

为了全面衡量 Flashfood 平台在经济、环境和社会三个维度的综合贡献，本研究引入了社会投资回报率（Social Return on Investment, SROI）评估框架。传统的经济效益分析往往局限于零售商收入和消费者节省，而 SROI 框架通过将环境效益（碳减排）和社会效益（垃圾处理节省、社会福祉提升）进行货币化处理，从而计算出平台每投入 1 单位成本（折扣金额）所产生的综合社会价值。

本研究参考 Nicholls 等（2012）提出的 SROI[36]评估指南，构建了如下计算模型：

$$SROI = \frac{V_{total}}{I_{total}}$$

其中，V_{total} 为平台创造的综合社会价值（货币化），I_{total} 为产生这些价值所需的社会投资（亦以货币计）。本研究中，各分项的具体定义及计算方式如下。

（1）经济价值 $V_{economy}$：

经济价值由两部分构成，一部分是消费者通过平台购买折扣商品，相比原价所少支付的金额S_{total}。另一部分是零售商增量收入$R_{incremental}$。

（2）环境价值 $V_{environment}$

环境的正外部性来源于避免食物浪费所对应的温室气体减排。首先，用前文提到的碳足迹减量 $C_{avoided}$乘以社会碳成本（美元 / t CO_2e），即得到环境货币化价值：

$$V_{environment} = C_{avoided} \times P_{carbon}$$

P_{carbon} 为社会碳成本（取 255 美元 / t CO_2e，依据美国环境保护署 2023 年[37]推荐的中间值）。

（3）社会价值 V_{social}

社会价值分为两类：

垃圾处理节省：若食物未被售出，将进入垃圾填埋或焚烧系统，产生处置费用。本研究根据各地平均垃圾处理单价（取 56.8 美元 / 吨，参考 EREF 2023 年报告[38]）乘以避免的食物重量进行估算。

社会福祉价值：提供廉价且安全的食品可以缓解部分人群的“食品不安全”状况，降低心理压力与社会医疗成本。本研究采用保守估计，将所售商品原价总价值的 10% 作为福祉价值的代理指标（该系数参考了 SROI 指南[36]中关于非市场价值的常用近似方法）。

（4）总社会投资 I_{total}

SROI 的分母应反映“为达成这些成果而主动投入的稀缺资源”。在 Flashfood 模式下，最直接的社会投入是 平台给予消费者的折扣金额——即消费者节省总额。这是因为如果没有折扣激励，交易基本不会发生，后续的所有环境与社会效益也无从产生。因此，本研究设定：

$$I_{\text{total}} = S_{total}$$

本定义为保守估计；若考虑平台运营成本（如服务器、人工），真实投资可能略高，但折扣金额仍是驱动价值创造的核心杠杆。

4.5 本章小结

本章基于“数据—指标—价值”的逻辑链条，构建了包含环境（转移量、碳足迹）、经济（增量收入、消费者节省）、运营（售罄率与动销效率）、社会综合价值四大维度的效能评价指标体系。这套体系充分利用了多时段快照数据所提供的颗粒度优势，使得原本模糊的“减少浪费”概念变得可计算、可比较。在下一章中，本研究将把这套指标体系应用于多个城市的实际采集数据，开展深度的实证分析。

第5章 Flashfood 平台实证分析

在构建了多维度效能评价指标体系的基础上，本章利用实际采集的 Flashfood 平台运营数据，开展系统的实证分析。首先对数据来源、预处理及样本结构进行说明；其次从环境、经济、运营三个维度呈现描述性统计结果；然后运用多元线性回归（含固定效应）、随机森林、K-Means 聚类、Logistic 回归等方法，分别探究销售量的影响因素、日内消耗模式、高售罄率商品的识别特征，最后讨论折扣率与售罄率之间的相关性。

5.1 数据来源与预处理

5.1.1 数据采集范围

本研究的数据来自 Flashfood 平台在美国和加拿大的四个主要城市：芝加哥（Chicago）、底特律（Detroit）、多伦多（Toronto）和温哥华（Vancouver）。时间跨度为 2026 年 3 月 2 日至 2026 年 4 月 12 日，共计 42 天。原始数据由平台 API 按日导出，包含商品基础信息（名称、原价、折扣价、品类、门店编号等），共获得 26.1 万余条商品-时刻记录。

5.1.2 关键变量定义

基于第四章构建的指标体系，本节实证分析所涉及的核心变量定义如下：

因变量（销售量）：total_change_day，即商品当日早间初始库存与晚间最后库存之差，反映当日实际售出件数。

核心自变量：

- discount_rate：折扣率，计算公式为 $\frac{\text{原价}-\text{折扣价}}{\text{原价}}$。
- log_price：折扣价格的自然对数。
- stock_0830：早间 08:30 的初始库存（件数）。

- active_periods：商品在当日有正库存的时段数，反映商品在平台上的“曝光时长”。

控制变量：标准化后的品类（Produce, Meat, Bakery, Dairy, Deli, Other）、城市、门店 ID、日期。

5.2 描述性统计分析

5.2.1 整体效能概览

表 5-1 汇总了全样本在环境、经济维度的总体表现。在 42 天内，Flashfood 平台共售出 14,820 件商品，据此估算转移食物浪费 10,905 kg，避免的碳排放总量达到 55,999.4 kg CO_2e。平台实现零售商增量收入 50,841.31 美元，同时为消费者节省开支 45,797.21 美元。

表 5-1 数据总体概览

指标	数值
唯一商品数	27,385
门店数	83
覆盖城市数	4
日期范围	2026-03-02 ~ 2026-04-12
总销售量（件）	14,820
食物浪费转移量（kg）	10,905
避免碳排放量（kg CO_2e）	55,999.4
零售商收入（$）	50,841.31
消费者节省（$）	45,797.21

5.2.2 城市维度对比

表 5-2 呈现了四个城市的运营差异。温哥华的销售量最高（4,808 件），但售罄率仅为 14.56%，说明该城市商品上架量大但动销相对不足；底特律的售罄率最高

（35.00%），同时平均折扣率较低（32%），显示其供需匹配效率较高。多伦多的平均折扣率最高（43%），消费者节省总额也最大（11,989 美元），可能与当地消费者对折扣生鲜的接受度较高有关。

表 5-2 城市维度的对比

城市	芝加哥	底特律	多伦多	温哥华
记录数	11,385	19,170	16,890	16,668
门店数	12	25	23	23
总销售量	2,375	4,412	3,225	4,808
浪费转移 (kg)	1,790.50	3,646.80	2,176.70	3,291.00
碳减排 (kg)	11,874	13,591.80	11,743.60	18,790.00
零售商收入 ($)	10,392.45	13,680.57	11,209.55	15,558.74
售罄率	29.74%	35.00%	23.02%	14.56%

图 5-1 以柱状图直观展示了各城市售罄率的差异，底特律显著高于其他城市，而温哥华则处于最低水平。

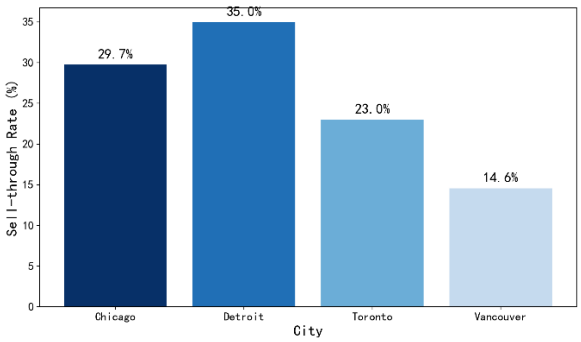


图 5-1 各城市每日售罄率对比

5.2.3 品类维度对比

由表 5-3 可知，Produce（生鲜果蔬）的记录数最多（22,154 条），销售量也最高（3,841 件），在食物浪费转移量上贡献最大，但平均折扣率仅为 9%，远低于其他品类（均在 49%–54% 之间）。这是因为生鲜果蔬本身保质期短、原价较低，平

台无需提供极高折扣即可实现较快周转。Meat（肉类）虽然记录数较少，但因其重量系数和碳排放因子高，贡献了最多的碳减排量（36,300 kg CO_2e），占全平台总量的 64.8%。这一结果凸显了肉类品类在环境效益中的杠杆作用。

表 5-3 品类维度对比

品类	Bakery	Dairy	Deli	Meat	Other	Produce
记录数	7,696	3,140	6,252	9,040	15,831	22,154
总销量	1,814	922	1,934	3,025	3,284	3,841
浪费转移（kg）	907	553.2	773.6	2,420.00	1,642.00	4,609.20
碳减排（kg）	1,632.60	5,532.00	4,641.60	36,300.00	3,284.00	4,609.20
零售商收入（$）	4,327.11	1,880.45	7,246.97	14,998.76	8,147.50	14,240.52
均价（$）	2.66	2.46	4.36	5.7	5.38	4.58
平均折扣率（%）	54	49	51	51	49	9

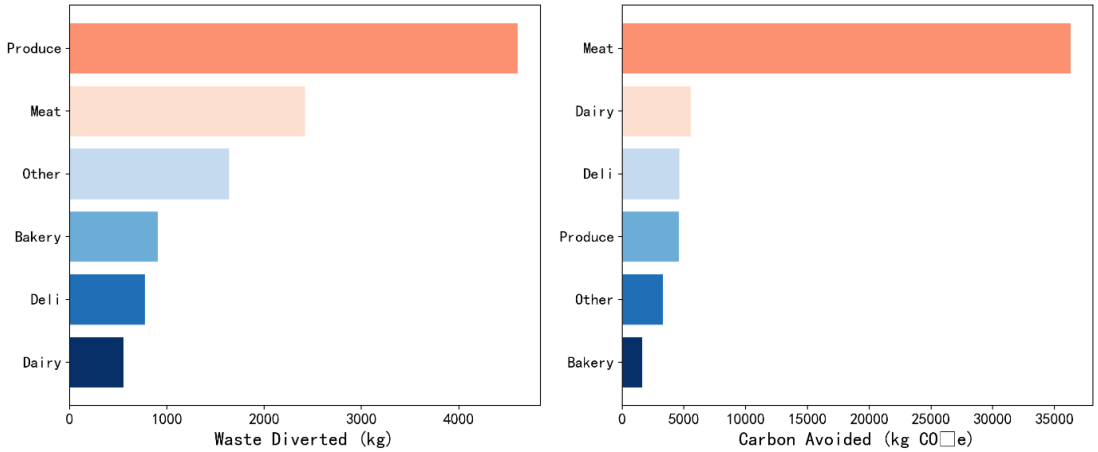


图 5-2 各品类环境效益对比

5.2.4 折扣率分布

图 5-3 显示折扣率分布呈左偏特征，均值约为 51%（图中红色虚线），中位数约为 50.1%（橙色虚线），大部分商品折扣率集中在 40%–50% 区间，极端高折扣（>70%）的商品较少，这符合平台定价策略的实际情况。

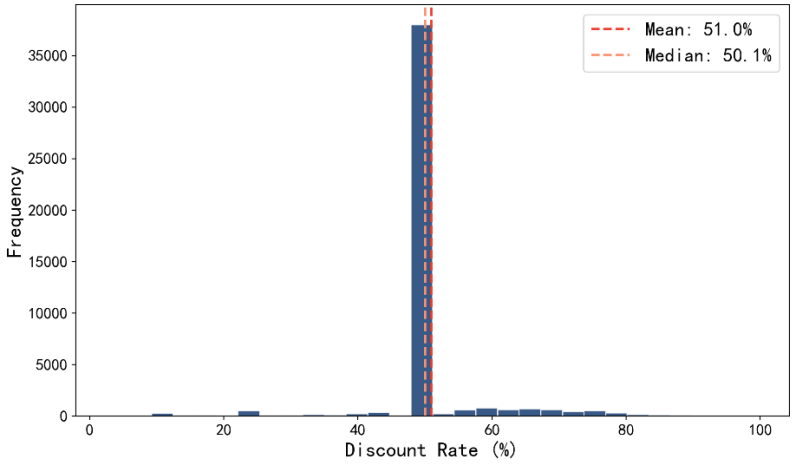


图 5-3 折扣率分布直方图

5.3 SROI 结果分析

通过对 2026 年 3 月 2 日至 4 月 12 日期间四个城市（Chicago, Toronto, Vancouver, Detroit）的真实交易数据进行测算，得出 Flashfood 平台的综合社会价值构成如图 5-4 所示。

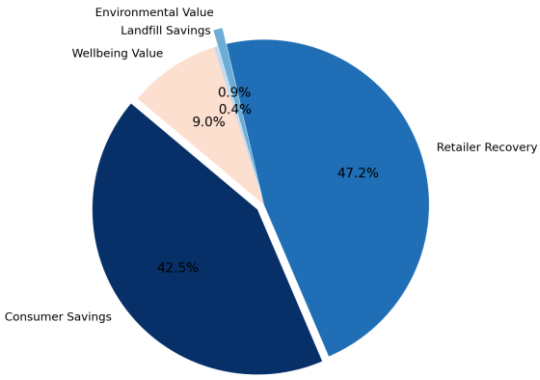


图 5-4 Flashfood 平台综合社会价值构成饼图

SROI 结论分析：

（1）综合回报水平：测算结果显示，Flashfood 平台的 SROI 指标为 2.36。这意味着平台每通过折扣形式投入 1 美元的社会成本，就能为社会创造约 2.36 美元的综合价值。这一结果充分证明了食品救援平台的公益性与商业性双重价值。

（2）价值构成分析：从图 5-4 可以看出，消费者节省和零售商回收构成了价值的主体，体现了平台在缓解生活成本压力和减少零售商损失方面的直接经济贡献。同时，环境价值和垃圾处理节省虽然在货币化金额上占比相对较小，但其作为外部性效益的内部化，是衡量平台可持续发展能力的关键指标。

（3）社会福祉的溢出效应：通过对社会福祉价值的保守估算，本研究发现平台在提供廉价食品的同时，显著提升了社区的食品安全感。这种非直接交易价值的货币化，为政府支持此类平台提供了量化的政策依据。

5.4 销售量影响因素的回归分析

5.4.1 模型设定

为探究折扣率、初始库存、曝光时段数等因素对销售量的影响，本研究首先建立多元线性回归模型。因变量为商品当日销售量（total_change_day），自变量包括折扣率、对数价格、初始库存、曝光时段数，同时控制品类和城市固定效应。进一步地，为了消除不可观测的门店异质性和日期冲击，本研究还估计了包含门店和日期固定效应的模型。

模型 1（Pooled OLS）：

$$\text{sales}_i = \beta_0 + \beta_1 \text{discount}_i + \beta_2 \log(\text{price}_i) + \beta_3 \text{stock0830}_i + \beta_4 \text{active_periods}_i + \gamma \text{category}_i + \delta \text{city}_i + \varepsilon_i$$

模型 2（固定效应模型）在模型 1 的基础上加入了门店哑变量和日期哑变量。

5.4.2 基准 OLS 结果

表 5-4 报告了 Pooled OLS 的估计结果。折扣率的系数为 1.2834（$p < 0.001$），意味着折扣率每提高 10 个百分点，销售量平均增加约 0.128 件（考虑到平均每个商品每日售出约 0.23 件，这一效应在经济意义上显著）。初始库存的系数为正（0.1251，$p < 0.001$），表明初始上架数量越多，绝对销售量也越大，这符合直觉。值得注意的是，曝光时段数（active_periods）的系数为负（-0.2106，$p < 0.001$），

即商品在平台上停留的时段越多，最终销售量反而越低。这不是“增加曝光会降低销量”，而是“本身不受欢迎的商品（或因定价、品类等原因）会滞留更久，从而被动增加了曝光时段数

对数价格的系数不显著（p = 0.1376），说明在控制折扣率后，绝对价格水平对销售量的边际影响较弱。品类哑变量均显著为正，其中 Produce 的系数最大（0.9558），说明在相同条件下，生鲜果蔬的销售量显著高于其他品类。

表 5-4 基准 OLS 回归结果（因变量：销售量）

变量	系数	稳健标准误	t 值	显著性
常数	0.6601	0.1614	4.09	***
折扣率	1.2834	0.1856	6.91	***
对数价格	-0.0700	0.0471	-1.48	
初始库存	0.1251	0.0173	7.21	***
曝光时段数	-0.2106	0.0103	-20.41	***
品类: Bakery	0.6166	0.0683	9.03	***
品类: Dairy	0.5315	0.0811	6.56	***
品类: Deli	0.7577	0.0792	9.56	***
品类: Meat	0.6791	0.0692	9.82	***
品类: Produce	0.9558	0.1058	9.03	***
城市: Detroit	0.1210	0.0419	2.89	**
城市: Toronto	0.1025	0.0505	2.03	*
城市: Vancouver	-0.0878	0.0492	-1.78	

样本量：17,977

R^2：0.1674

调整 R^2：0.1669

注：*** p<0.001, ** p<0.01, * p<0.05；标准误为异方差稳健标准误。基准组：品类 Other，城市 Chicago。

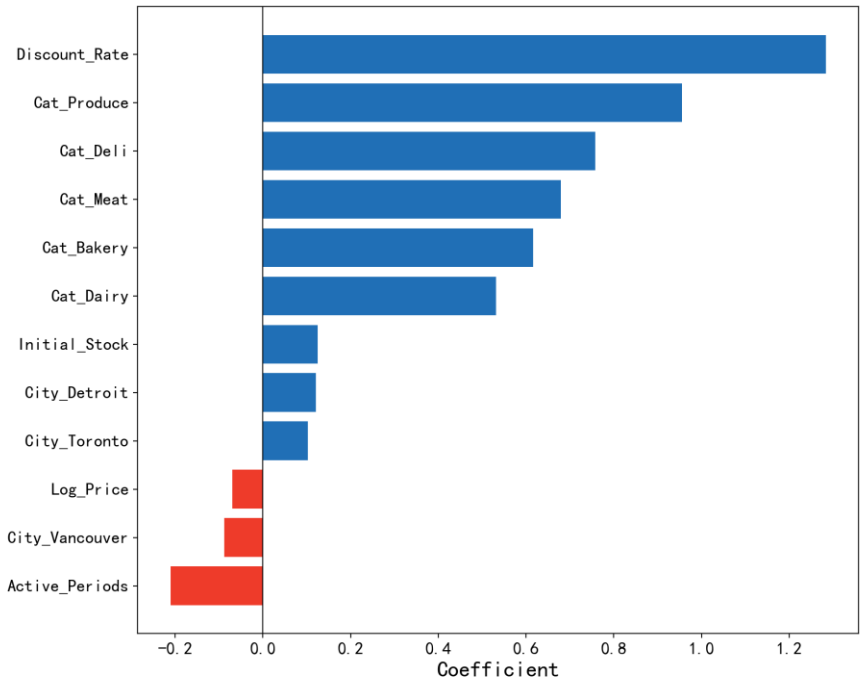


图 5-5 OLS 回归系数可视化

图 5-5 直观展示了各变量的系数大小及方向。

5.4.3 固定效应模型结果

表 5-5 汇报了同时控制门店和日期固定效应的模型结果。相比于 Pooled OLS，固定效应模型的 R^2 从 0.167 提升至 0.222，调整 R^2 从 0.167 提升至 0.218，说明门店和日期的异质性对销售量有显著解释力。

核心变量的系数符号和显著性与基准模型一致，但数值有所变化：折扣率的系数增大至 1.4978，曝光时段数的负效应增强至 -0.2753。这表明在剔除了门店和日期的干扰后，折扣率对销售量的激励作用更为明显，而商品长时间在线对销售的负向影响也更加突出。

表 5-5 固定效应模型结果（核心变量）

变量	系数	稳健标准误	t 值	显著性
折扣率	1.4978	0.2188	6.84	***
对数价格	0.0512	0.0533	0.96	
初始库存	0.1376	0.0194	7.08	***
曝光时段数	-0.2753	0.0140	-19.73	***
品类：Bakery	0.3977	0.0825	4.82	***
品类：Dairy	0.3307	0.0916	3.61	***
品类：Deli	0.3419	0.1038	3.29	**
品类：Meat	0.2307	0.0894	2.58	**
品类：Produce	0.6598	0.1361	4.85	***

注：*** p<0.001, ** p<0.01；模型同时控制门店固定效应和日期固定效应，系数表仅展示核心变量。

表 5-6 OLS 模型对比

指标	Pooled OLS	固定效应模型
样本量	17,977	17,977
R^2	0.1674	0.2222
调整 R^2	0.1669	0.2175
门店固定效应	否	是
日期固定效应	否	是

5.4.4 多重共线性检验

方差膨胀因子（VIF）检验显示（表 5-7），所有连续变量的 VIF 值均远低于临界值 10，其中最大为 active_periods 的 5.16，表明模型不存在严重的多重共线性问题。

表 5-7 VIF 多重共线性检验

变量	VIF
折扣率	3.02
对数价格	4.48
初始库存	1.50
曝光时段数	5.16

5.5 随机森林回归预测

为了捕捉变量之间可能存在的非线性关系以及交互效应，本研究进一步采用随机森林回归对销售量进行预测。特征选择与 OLS 模型保持一致（折扣率、对数价格、初始库存、曝光时段数、品类哑变量、城市哑变量），因变量仍为销售量。数据集按 80%/20% 随机划分为训练集和测试集。

表 5-8 显示，随机森林在训练集上取得了较高的拟合优度（$R^2 = 0.8857$），在测试集上 R^2 为 0.8393。测试集 RMSE 为 0.9907，MAE 为 0.2794。

表 5-8 随机森林模型性能

指标	数值
训练集 R^2	0.8857
测试集 R^2	0.8393
测试集 RMSE	0.9907
测试集 MAE	0.2794

5.6 日内消耗模式的聚类分析

5.6.1 聚类方法与最优 K 值

为识别不同城市和日期在日内消耗时段上的模式差异，本研究以时段消耗占比为特征，进行 K-Means 聚类分析。聚类前对特征进行标准化处理，以消除量纲影响。通过肘部法则和轮廓系数法评估最优聚类数。图 5-6 展示了肘部法则和轮廓系数随 K 值的变化，尽管轮廓系数在 K=7 时达到峰值，但在 K=3 时的轮廓系数与 K=7 时的轮廓系数相差较小，且更易于对消费模式进行解读，因此，本研究最终选择 K=3 进行聚类，此时轮廓系数为 0.2861。

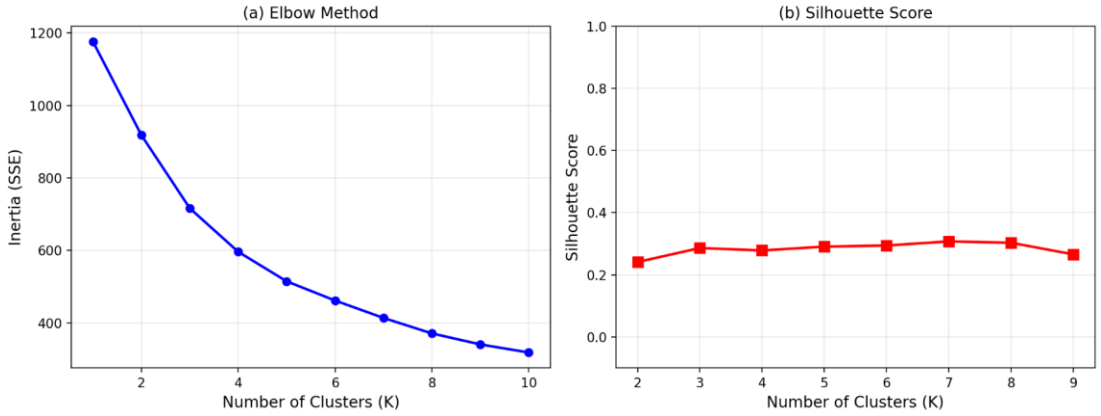


图 5-6 最优聚类数选择（肘部法则与轮廓系数）

5.6.2 消耗模式特征

表 5-9 给出了三个聚类中心的各时段消耗占比。本研究识别出以下三类截然不同的日内消耗模式：

Cluster 0 (均衡型)：该模式的消费分布相对均衡，在 08:30-10:30、10:30-12:30、12:30-14:30、18:30-20:30 和 20:30-22:30 等多个时段均有显著的消费占比，其中 18:30-20:30 占比为 18.29%，20:30-22:30 占比为 16.41%。这表明该模式下的消费者在一天中的多个时段都有稳定的消费需求，没有特别突出的单一高峰。

Cluster 1 (晚餐高峰型)：该模式表现出极强的晚餐时段消费偏好，其消耗高峰集中在 18:30-20:30，占比高达 57.27%。而在 20:30-22:30 时段的占比则极低，仅为 3.42%。这表明该模式下的消费者主要集中在晚餐前后进行消费，且在晚餐后段消费需求迅速下降。

Cluster 2 (深夜与午间双峰型)：该模式呈现出“双峰”特征，即在深夜时段（20:30-22:30）达到主要高峰，占比为 37.66%，同时在午间时段（10:30-12:30）也存在一个次高峰，占比为 24.17%。这表明该模式下的消费者可能在午餐和深夜时段有较强的消费需求。

下表展示了这三类聚类中心的各时段消耗占比：

表 5-9 聚类中心（各时段消耗占比）

聚类	0	1	2
08:30-10:30	13.79%	2.74%	1.17%
10:30-12:30	13.20%	17.15%	24.17%
12:30-14:30	14.25%	8.93%	12.56%
14:30-16:30	11.75%	5.55%	6.99%
16:30-18:30	12.31%	4.94%	5.99%
18:30-20:30	18.29%	57.27%	11.47%
20:30-22:30	16.41%	3.42%	37.66%

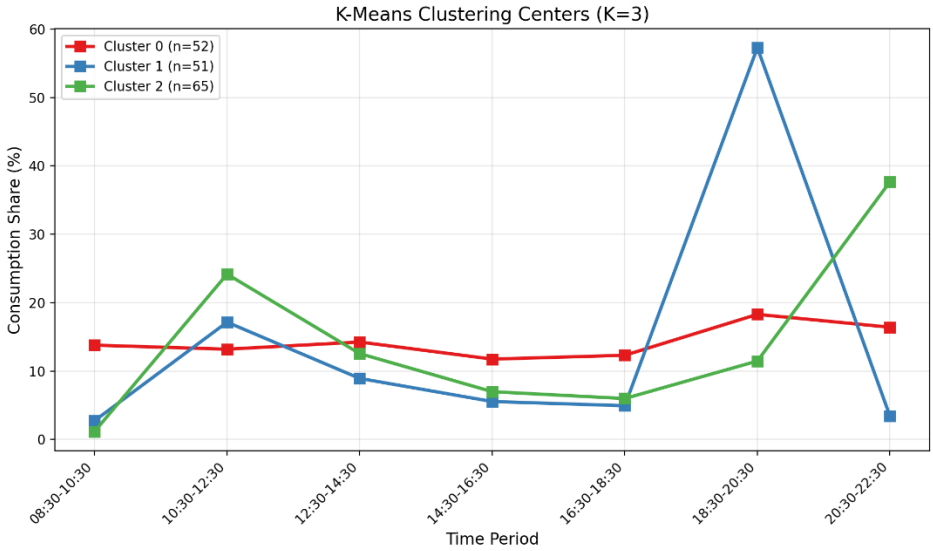


图 5-7 K-Means 聚类中心折线图

5.6.3 聚类与城市分布

表 5-10 显示了各聚类在四个城市中的分布。分析结果揭示了不同城市在消费模式上的显著差异：

Cluster 0 (均衡型)：该模式在四个城市中均有分布，其中温哥华（19 天）、多伦多（15 天）和底特律（15 天）的出现频率相对较高，芝加哥（3 天）较少。这表明均衡型的消费模式在北美东西部城市中普遍存在，但可能在某些城市中更为常见。

Cluster 1 (晚餐高峰型)：该模式主要集中在芝加哥（32 天）和底特律（19 天），而在多伦多和温哥华则完全没有出现。这一结果强烈表明，美国中西部城市的消费者更倾向于在晚餐时段（18:30-20:30）进行集中消费。

Cluster 2 (深夜与午间双峰型)：该模式在多伦多（27 天）和温哥华（23 天）均有显著分布，表明加拿大两大城市（多伦多和温哥华）的消费者在深夜和午间时段有较强的消费需求。此外，芝加哥（7 天）和底特律（8 天）也有少量分布。

这一清晰的城市分割表明，不同地理区域的城市居民消费习惯存在系统性差异。具体而言，美国中西部城市（芝加哥和底特律）的消费者更偏好于晚餐时段的集中消费，而加拿大城市（多伦多和温哥华）的消费者则倾向于深夜和午间时段的消费。这些发现为理解城市消费行为的地域性差异提供了重要依据。

表 5-10 各聚类的城市分布（天数）

聚类	芝加哥	底特律	多伦多	温哥华
0	3	15	15	19
1	32	19	0	0
2	7	8	27	23

5.7 高售罄率商品的分类预测

5.7.1 问题定义与样本平衡

售罄率是衡量商品动销效率的核心运营指标。本研究将售罄率 ≥ 50% 的商品定义为“高售罄率”商品（正例），其余为低售罄率商品（负例）。在全样本中，正例共有 6,621 条（占比 36.8%），负例 11,356 条（占比 63.2%），存在一定的不平衡，因此在 Logistic 回归中采用 class_weight='balanced' 参数进行修正。

5.7.2 Logistic 回归性能

表 5-11 展示了模型在测试集上的分类效果。模型整体准确率达到 86.96%，AUC 为 0.9126(图 5-8)，说明模型具有优秀的区分能力。对于正例（高售罄率），精确率为 80%，召回率为 85%，F1 分数为 0.83；对于负例，精确率高达 91%，召回率

88%，F1 为 0.89。混淆矩阵（图 5-9）显示，模型对低售罄率商品的识别更为准确，这有利于平台优先识别“可能滞销”的商品并提前干预。

表 5-11 Logistic 回归分类报告

类别	精确率	召回率	F1 分数	样本数
低售罄率	0.91	0.88	0.89	2,272
高售罄率	0.80	0.85	0.83	1,324
宏观平均	0.86	0.87	0.86	3,596
加权平均	0.87	0.87	0.87	3,596

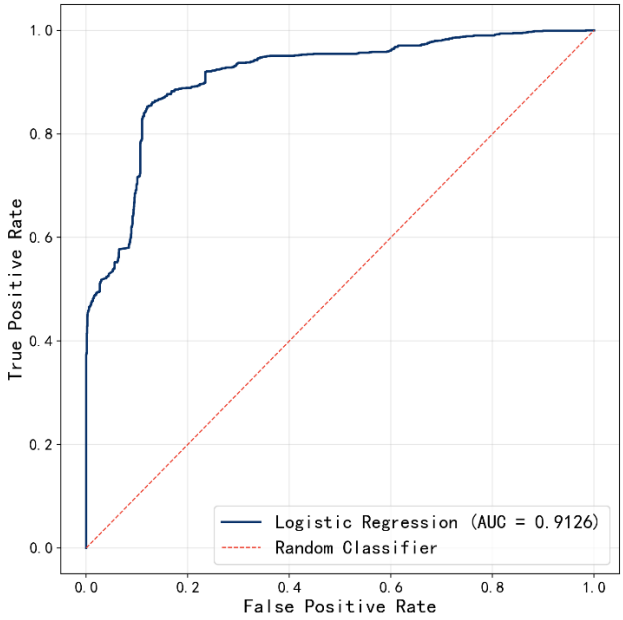


图 5-8 Logistic 回归结果

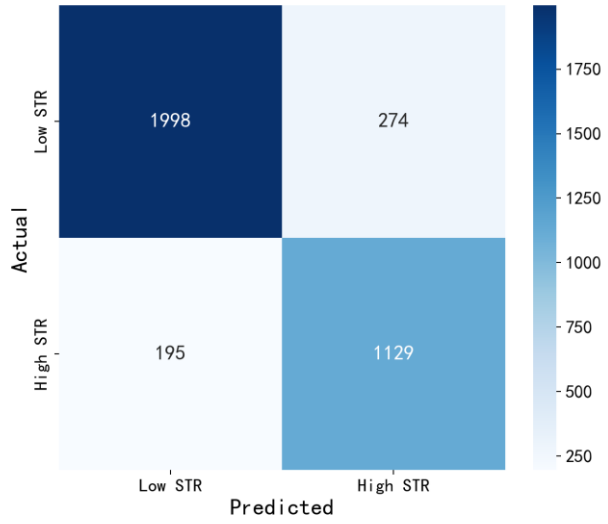


图 5-9 混淆矩阵

5.7.3 系数与优势比解释

表 5-12 列出了 Logistic 回归的系数及其对应的优势比。系数为正表示该特征增加时，商品成为高售罄率的概率上升。结果显示：

（1）品类层面：Meat、Bakery、Produce 的优势比均大于 1，其中 Meat 的优势比最大（1.3345），说明肉类商品更容易实现高售罄率。

（2）城市层面：Chicago 和 Detroit 相对于 Vancouver 更易出现高售罄率，而 Vancouver 则为负向影响。

（3）折扣率：系数 0.0975，优势比 1.1024，即折扣率每提高 10 个百分点，高售罄率的发生比增加约 10.2%。

（4）曝光时段数（active_periods）：系数为 -1.8999，优势比仅为 0.1496，是影响最强的负向因子。这一发现也能从 OLS 回归中得到，本身不受欢迎的商品会滞留更久，从而被动增加了曝光时段数

（5）初始库存（stock_0830）：系数为负（-0.3820），优势比 0.6825。初始库存越高，越难实现高售罄率，这与直觉相符——库存基数大，即使销售量较高，售罄率也可能被稀释。

表 5-12 Logistic 回归系数与优势比

特征	系数	优势比
品类: Meat	0.2886	1.3345
品类: Bakery	0.1916	1.2112
品类: Produce	0.1804	1.1978
城市: Chicago	0.1156	1.1225
折扣率	0.0975	1.1024
城市: Detroit	0.0913	1.0956
品类: Deli	0.0794	1.0826
城市: Toronto	-0.0033	0.9967
品类: Dairy	-0.0264	0.9740
城市: Vancouver	-0.1765	0.8382
对数价格	-0.2723	0.7616
初始库存	-0.3820	0.6825
品类: Other	-0.5550	0.5741
曝光时段数	-1.8999	0.1496

5.8 折扣率与售罄率的相关性分析

5.8.1 整体相关性

为验证折扣率与售罄率之间是否存在单调关系，本研究计算了 Pearson 和 Spearman 相关系数。Pearson r = 0.1945（$p < 0.001$），Spearman $\rho = 0.0782$（$p < 0.001$）。虽然两者均显著正相关，但相关系数数值很低，说明折扣率对售罄率的解释力有限。这表明“折扣越高，售罄率越高”的简单线性直觉并不完全成立，可能存在品类异质性。

5.8.2 分品类相关性

表 5-13 报告了按品类分组的相关系数。所有品类均呈现正相关，但强度差异较大：Deli 的 Spearman ρ 最高（0.1988），Produce 最低（0.0738）。值得注意的是，Meat 的 Spearman ρ 仅为 0.0264，且 Pearson r 为 0.1477，说明肉类折扣率与售罄率之间存在一定的线性趋势，但单调性很弱——这可能是因为肉类商品即使折扣不高，也有稳定的需求（消费者对肉类的价格敏感度相对较低）。相反，Deli（熟食）对折扣更为敏感，更高的折扣能够显著刺激购买。

表 5-13 分品类折扣率与售罄率相关系数

品类	样本量	Pearson r	Spearman ρ	p 值
Bakery	1,677	0.1231	0.1409	<0.001
Dairy	1,011	0.1955	0.1180	<0.001
Deli	1,772	0.1705	0.1988	<0.001
Meat	2,439	0.1477	0.0264	<0.001
Other	5,468	0.1797	0.0959	<0.001
Produce	1,152	0.1771	0.0738	<0.001

5.9 商品售罄时间的生存分析

临期食品具有极强的时间属性，仅仅分析“是否售罄”是不够的。为了进一步探究食品救援平台临期食品的销售速度及其影响因素，本研究创新性地引入了医学领域中的生存分析方法[39]。在生存分析框架下，商品“上架”被定义为观测的起点

（出生），商品“售罄”（库存变为 0）被定义为目标事件（死亡）。对于在观测窗口结束时仍未售罄的商品，则视为删失数据。

5.9.1 Kaplan-Meier 生存曲线分析

本研究首先利用 Kaplan-Meier (KM) 非参数估计法绘制了不同维度的生存曲线，并采用 Log-rank[40] 检验来判断各组间是否存在显著差异。

1.品类维度的差异性分析：

结果显示，不同品类商品的生存曲线呈现出明显的层次性。样本分布以农产品（Produce, 5,502 件）和杂货类（Other, 4,947 件）为主。Log-rank 检验结果显示（$p < 0.001$），品类对售罄速度具有极显著影响。肉类（Meat）的生存曲线下降最为陡峭，表明其售罄速度最快；而杂货类（Other）商品的生存曲线最为平缓，存活时间最长。

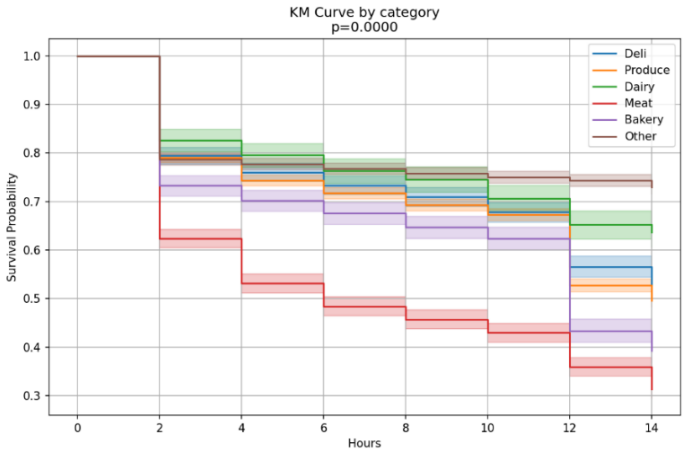


图 5-10 按品类划分的 Kaplan-Meier 生存曲线

2.折扣率维度的差异性分析：

将折扣率划分为四个区间（<30%, 30-50%, 50-70%, >70%）进行对比。分析图 5-11 发现，折扣力度越大，生存曲线下降越快。表 5-14 展示了各折扣组的中位生存时间。结果显示，当折扣率超过 70% 时，商品的中位售罄时间仅为 4.0 小时，显著快于低折扣组。

表 5-14 各折扣组的中位生存时间

折扣组 (%)	中位生存时间 (小时)
< 30	> 14.0
30–50	> 14.0
50–70	> 14.0
> 70	4.0

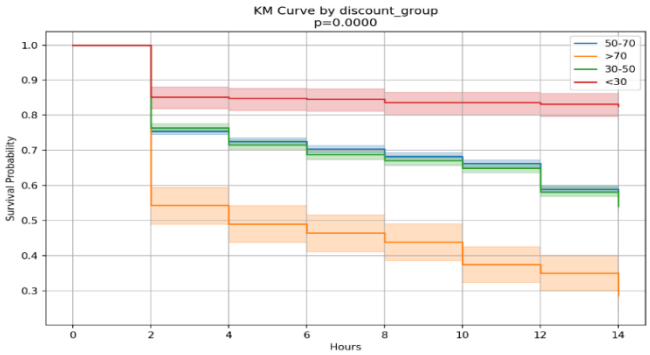


图 5-11 按折扣组划分的 Kaplan-Meier 生存曲线

5.9.2 分层 Cox 比例风险模型实证

为了在控制多个变量的情况下准确估计各因素对售罄速率的影响，本研究构建了分层 Cox 比例风险模型[41]。考虑到不同品类（Category）的基准风险函数可能存在本质差异，本模型将品类作为分层变量，重点考察折扣组、初始库存及城市对售罄风险比（Hazard Ratio, HR）的影响。模型估计结果如表 5-15 所示：

表 5-15 分层 Cox 模型估计结果

协变量	系数 (coef)	风险比 (HR)	显著性 (p)	95% 置信区间
初始库存 (log)	-0.281	0.755	< 0.001***	[0.730, 0.781]
折扣组: 30-50%	-0.044	0.957	0.162	[0.900, 1.018]
折扣组: 50-70%	0.048	1.049	0.100	[0.991, 1.111]
折扣组: > 70%	0.745	2.107	< 0.001***	[1.843, 2.408]
城市: Vancouver	0.056	1.058	0.038*	[1.003, 1.115]
城市: Toronto	0.006	1.006	0.829	[0.952, 1.064]
城市: Detroit	-0.005	0.995	0.851	[0.946, 1.047]

模型结果显示，当折扣率超过 70% 时，风险比（HR）高达 2.107（$p < 0.001$），这意味着超高折扣商品的售罄速率是低折扣组（<30%）的 2.1 倍以上。相比之下，30-70% 区间的折扣对售罄速率的提升并不显著，这表明消费者对临期食品的价格敏感度存在明显的“阈值效应”，只有极高折扣才能显著缩短决策时间。

库存规模对售罄速度存在抑制作用：初始库存的对数值（log_stock）系数显著为负（coef = -0.281, HR = 0.755），表明初始库存每增加一个单位（对数级），售罄速率会下降约 24.5%。这说明大批量上架的临期食品在平台上需要更长的消化周期，库存压力是影响周转速度的重要阻力。

不同城市间存在异质性，在城市对比中，Vancouver 表现出显著更快的售罄速率（HR = 1.058, $p < 0.05$），而 Toronto 和 Detroit 与基准城市 Chicago 相比差异不显著。这可能与不同城市的平台渗透率、消费者环保意识或物流密度有关。

本研究通过生存分析证明，Flashfood 平台上的临期食品具有极高的时间敏感性。实证结果强调了“70% 折扣”作为关键价格杠杆的作用，同时也揭示了库存规模对销售速度的显著制约，为平台和零售商制定动态定价与库存分配策略提供了量化依据。

5.10 本章小结

本章基于 Flashfood 平台实际运营数据，从环境、经济、运营、社会总和价值四个维度开展了系统的实证分析， 验证了第四章所构建指标体系的有效性，并为 Flashfood 平台的精细化运营提供了量化决策支持。下一章将对本研究进行总结，并讨论政策启示与研究局限。

第6章 结论与展望

6.1 研究结论

本研究以减少食物浪费、促进循环经济发展为核心目标，聚焦数字食品救援平台，以 Flashfood 为典型案例，系统构建了一套基于自动化高频快照数据的数据收集与多维效能评价方法。通过获取并分析北美四座城市（芝加哥、底特律、多伦多、温哥华）为期一个多月的海量商品交易数据，本研究运用描述性统计、计量经济学回归、机器学习预测以及聚类分析、生存分析等多种方法，全面评估了平台的实际运行绩效。主要研究结论如下：

第一，食品救援平台展现出显著的环境与经济双重效益。在观测期内，平台在这四个城市成功挽救了 14820 单位的临期食品，折合避免了约 10905 千克的食物浪费，相当于减少了 55999 千克二氧化碳当量的温室气体排放。与此同时，平台为零售商挽回了超过 5 万美元的沉没成本，并为消费者节省了超过 4.5 万美元的支出。SROI 测算值为 2.36，表明平台每投入 1 美元社会成本可创造约 2.36 美元综合价值

第二，品类结构与碳排放密度决定了平台的环境贡献上限。尽管其他类包装食品和农产品在销量上占据主导地位，但肉类商品凭借其极高的碳排放因子，以较小的销量贡献了超过一半的温室气体减排量（36300 千克二氧化碳当量）。这表明，从环境保护的视角出发，平台的高效运作不仅取决于总销量的提升，更依赖于高碳排放密度品类的高效流转。

第三，平台消费呈现出多元化的日内时序模式与显著的地域异质性。基于高频数据的 K-Means 聚类分析识别出三类核心消耗模式：其一为以芝加哥、底特律为代表的“晚餐高峰型”，在 18:30-20:30 迎来爆发式增长（占比达 57.3%）；其二为以多伦多、温哥华为代表的“深夜与午间双峰型”，在深夜（20:30-22:30）与午间（10:30-12:30）呈现双波峰特征；其三为“全天均衡型”。这一时序模式与地域的规律发现，表明城市功能定位与居民生活习惯共同塑造了差异化的临期食品消费时序，为平台实施“一城一策”的精准化运营提供了科学依据。

第四，不同品类的折扣率与售罄率之间均存在正向关联，但其敏感程度差异显著。其中，熟食的折扣敏感性最强，更高的折扣能有效刺激其售罄率提升；而生鲜果蔬的折扣敏感性最弱，折扣对其动销的边际激励作用有限。特别值得关注的是，肉类（Meat）虽然呈现一定的线性相关趋势，但单调性极弱，说明消费者对肉类的购买决策受折扣影响较小，即使折扣不高也存在相对稳定的刚性需求。这一发现提示平台在制定差异化定价策略时，应充分考虑品类间的价格敏感度异质性：对熟食等敏感型品类可积极利用折扣撬动销量，而对肉类等刚需品类则无需过度让利，以避免不必要的利润损失。

第五，生存分析进一步揭示了临期食品的时间敏感性。Kaplan-Meier 曲线显示，肉类售罄速度最快，杂货类最慢；分层 Cox 模型发现，折扣率超过 70%时售罄速率提升至低折扣组的 2.1 倍（HR=2.107，$p<0.001$），而初始库存每增加一个对数单位，售罄速率下降约 24.5%（HR=0.755），这说明大批量上架的临期食品在平台上需要更长的消化周期，库存压力是影响周转速度的重要阻力。

6.2 政策建议与管理启示

基于上述研究结论，本研究针对食品救援平台的未来发展、零售商的运营优化以及政府部门的政策制定提出以下建议：

6.2.1 对食品救援平台的建议

实施精细化的动态定价策略：目前平台普遍采用静态折扣策略，虽然降低了认知门槛，但也限制了流转效率。平台可考虑引入基于保质期倒计时和历史滞销率的动态定价算法，对于曝光时间过长、即将过期的长尾商品给予更大幅度的折扣，以加速库存周转。

优化品类展示权重以最大化环境效益：鉴于肉类等高碳排放商品在减缓气候变化中的巨大作用，平台应在 App 首页推荐、搜索排序和推送通知中给予此类高环境价值商品更高的曝光权重，引导消费者优先救援此类食品，从而提升平台整体的绿色贡献度。

6.2.2 对合作零售商的建议

契合地域化消耗模式实施差异化上架策略：研究表明，不同城市的消费时序存在系统性差异，零售商应告别“一刀切”的上架模式。对于芝加哥、底特律等晚餐高峰型城市，应维持在 16:00-17:00 完成盘点上架，以精准锁定 18:30 后的晚餐采购高峰；对于多伦多、温哥华等具有深夜与午间双峰特征的城市，建议增加 20:00 后的深夜批次上架，并加强上午 10:00 前的午餐时段供给。通过将上架节奏与当地居民的特定消费“脉搏”相匹配，确保在各模式的高峰时段提供充足且新鲜的 SKU，从而最大化去库存效率。

加强高频次、小批量的库存补充：研究表明初始库存规模对销量有直接拉动作用，但过长的曝光时间会导致吸引力下降。因此，零售商应避免一次性将大量商品挂网导致长期滞销，而是采用高频次、小批量的“脉冲式”上架策略，保持商品列表的“新鲜感”，刺激消费者的购买欲望。

6.2.3 对政府部门的建议

将数字食品救援纳入城市可持续治理框架：政府应充分认识到 Flashfood 等平台在减少城市固体废弃物和碳排放方面的潜力。建议相关环保部门通过税收减免、财政补贴或绿色积分等方式，激励更多大型连锁超市接入此类平台，扩大食品救援网络的覆盖面。

6.3 研究局限与未来展望

尽管本研究在数据收集方法和多维效能评价上进行了系统探索，但仍存在一定的局限性，有待在未来的研究中进一步深化：

首先，在数据覆盖面上，受限于数据获取周期与算力成本，本研究仅截取了 2026 年 3 月至 4 月为期 40 多天的数据，且聚焦于北美的四个主要城市。未来研究可考虑将时间跨度延长至全年，以捕捉季节性波动（如节假日效应、气候变化）对食

品浪费与平台销量的影响；同时可拓展至更多国家和地区，进行更广泛的跨文化、跨制度比较。

其次，在评价指标体系上，受限于客观快照数据，本研究未能直接观测到消费者的个体异质性特征（如收入水平、受教育程度、环保意识等）以及最终的食用情况。消费者购买临期食品后是否真的全部食用，还是产生了“二次浪费”，仍是一个未知数。未来研究可通过结合问卷调查、深度访谈或用户行为日志，将主观行为变量纳入评价模型。

最后，在模型方法上，本研究主要采用了线性回归与传统的机器学习分类预测算法。未来研究可尝试引入更复杂的深度学习模型（如基于 LSTM 或 Transformer 的时间序列预测模型），以更精准地捕捉日内高频销量数据中的非线性时空依赖关系，为平台的智能补货与动态定价提供更强大的算法支撑。

参考文献

[1] FAO. The State of Food and Agriculture 2019: Moving Forward on Food Loss and Waste Reduction[R]. Rome: Food and Agriculture Organization of the United Nations, 2019.

[2] Flashfood. [EB/OL]. [2026-04-24]. https://flashfood.com/.

[3] Too Good To Go. [EB/OL]. [2026-04-24]. https://www.toogoodtogo.com/en-us.

[4] Yindii. [EB/OL]. [2026-04-24]. https://www.yindii.co/.

[5] OLAUSON BARLAS C, MARTIN W, FONSECA-CUEVAS A. Retail food loss and waste reduction interventions: a scoping review[J/OL]. Journal of Agriculture, Food Systems, and Community Development, 2025, 14(2): 145-164[2026-04-24]. https://doi.org/10.5304/jafscd.2025.142.027.

[6] Michelini L ,Principato L ,Iasevoli G .Understanding Food Sharing Models to Tackle Sustainability Challenges[J].Ecological Economics,2018,145205-217.DOI:10.1016/j.ecolecon.2017.09.009.

[7] ZHAO G Q, LIU S F, WANG Y, et al. Reducing food waste from social innovation perspective: a review of measures, research gaps and future directions[J]. International Food and Agribusiness Management Review, 2023, 26(2): 199-223. DOI: 10.22434/IFAMR2022.0006.

[8] Fabio O A D ,Monteiro J S D .Understanding food waste-reducing platforms: A mini-review.[J].Waste management & research : the journal of the International Solid Wastes and Public Cleansing Association, ISWA,2022,41(4):734242X221135248-734242X221135248.DOI:10.1177/0734242X221135248.

[9] Harvey J, Smith A, Goulding J, et al. Food sharing, redistribution, and waste reduction via mobile applications: a social network analysis[J]. Industrial Marketing Management, 2020, 88: 437-448. DOI: 10.1016/j.indmarman.2019.02.019

[10] Puram P, Gurumurthy A. Sharing economy in the food sector: a systematic literature review and future research agenda[J]. Journal of Hospitality and Tourism Management, 2023, 55: 248-259. DOI: 10.1016/j.jhtm.2023.06.027

[11] Amaral D G, Orsato R J. Digital platforms for food waste reduction: the value for business users[J]. Business Strategy and the Environment, 2023, 32(4): 1373-1387. DOI:10.1002/bse.3193

[12] Hong J, Jaegler A, Gergaud O. Mobile applications to reduce food waste in supply chains: a systematic literature review[J]. British Food Journal, 2024, 126(2): 509-530. DOI:10.1108/BFJ-09-2022-0742

[13] Štraub D, Kubal-Czerwińska M, Bolicki F. Food-sharing apps' role in mitigating food waste: examples from Poland and Czechia[J]. Urban Planning, 2025, 10: 9528. DOI: https://doi.org/10.17645/up.9528

[14] Hua N, Shannon R, Haider M, et al. Factors influencing purchase intention of food surplus through a food-sharing platform[J]. Sustainability, 2023, 15(17): 13000. DOI:10.3390/su151713000

[15] Chen J. Fighting food waste with food sharing platforms? a quantitative analysis of consumers'repurchase intention on profit food sharing platforms[D]. Lund: Lund University, 2022.

[16] Yang Y. Leveraging machine learning for food waste reduction: an analysis of predictive models[J]. Applied and Computational Engineering, 2024, 112(1): 154-160. DOI:10.54254/2755-2721/2025.18115

[17] Frank B ,Ishikawa H .Digital platforms for food waste reduction: The promise and pitfalls of food sharing apps[J].Journal of Cleaner Production,2025,535147050-147050.DOI:10.1016/J.JCLEPRO.2025.147050.

[18] Chen F M .User satisfaction and continued usage intention of near-expired food apps of convenience store chains[J].International Journal of Retail & Distribution Management,2026,54(1):93-108.DOI:10.1108/IJRDM-06-2024-0306.

[19] 廖芬.基于拓展的 MOA 模型的食物浪费行为影响因素研究[J].山西农业大学学报(社会科学版),2022,21(05):99-108.DOI:10.13842/j.cnki.issn1671-816x.2022.05.012.

[20] 刘为军,鲁诗怡.网络外卖主食浪费行为：法规感知情境下平台信息提示与主食质量的调节效应[J].食物经济与管理,2025,(03):27-37+1-2.DOI:10.20067/j.cnki.swjjygl.2025.03.003.

[21] 王友超.消费者食物浪费程度及其影响因素研究[D].山东财经大学,2025.DOI:10.27274/d.cnki.gsdjc.2025.001422.

[22] 张蓓,招楚尧,赖恒坚,等.综合质量、消费情境与临期食品购买意愿——价格敏感度的中介与食品安全素养的调节[J].贵州财经大学学报,2022,(01):36-45.

[23] 张菊香,刘悦.基于线索利用理论的临期食品购买意愿影响因素研究[J].食品工业,2022,43(12):192-197.

[24] 赵春雨,王辉,余荣国,等.“互联网+”环境下临期与过期食品问题的处理方式探讨[J].中国商论,2022,(18):87-90.DOI:10.19699/j.cnki.issn2096-0298.2022.18.087.

[25] 程昊飞,张郁蕾.“反食物浪费”背景下剩余食品交易经济在长三角地区的引入及改良——以欧洲“Too Good To Go”交易平台为例[J].商场现代化,2023,(12):7-9.DOI:10.14013/j.cnki.scxdh.2023.12.051.

[26] 陈思远,钱然,韩金,等.基于新邻里视角的食物共享平台社交服务系统设计研究[J].建筑与文化,2024,(08):170-173.DOI:10.19875/j.cnki.jzywh.2024.08.055.

[27] 李晓,彭茂.反食品浪费背景下剩余食物平台的设计与思考[J].全国流通经济,2024,(22):4-7.DOI:10.16834/j.cnki.issn1009-5292.2024.22.046.

[28] 付婷婷.临期食品零售商定价策略的演化博弈研究[D].沈阳化工大学,2022.DOI:10.27905/d.cnki.gsghy.2022.000243.

[29] Krzykacz P A ,Przywojska J .Building Sustainable Food Systems with Digital Food-Sharing: Too Good To Go[J].Procedia Computer Science,2025,2704479-4486.DOI:10.1016/J.PROCS.2025.09.573.

[30] Kirchherr J ,Reike D ,Hekkert M .Conceptualizing the circular economy: An analysis of 114 definitions[J].Resources, Conservation & Recycling,2017,127221-232.DOI:10.1016/j.resconrec.2017.09.005.

[31] TADELIS S. Reputation and Feedback Systems in Online Platform Markets[J/OL]. Annual Review of Economics, 2016, 8: 321-340. DOI: 10.1146/annurev-economics-080315-015325.

[32] MCINTYRE D P, SRINIVASAN A. Networks, platforms, and strategy: Emerging views and next steps[J/OL]. Strategic Management Journal, 2017, 38(1): 141-160. DOI: 10.1002/smj.2596.

[33] Poore J ,Nemecek T .Reducing food’s environmental impacts through producers and consumers[J].Science,2018,360(6392):987-992.DOI:10.1126/science.aaq0216.

[34] Scholz K, Eriksson M, Strid I. Carbon footprint of supermarket food waste[J]. Resources, Conservation and Recycling, 2015, 94: 56-65. DOI: 10.1016/j.resconrec.2014.11.016.

[35] Lee D ,Tongarlak H M .Converting retail food waste into by-product[J].European Journal of Operational Research,2017,257(3):944-956.DOI:10.1016/j.ejor.2016.08.022.

[36] NICHOLLS J, LAWLOR E, NEITZERT E, et al. A guide to social return on investment[M]. [S.l.]: The SROI Network, 2012.

[37] U.S. ENVIRONMENTAL PROTECTION AGENCY. Report on the social cost of greenhouse gases: estimates incorporating recent scientific advances[R]. Washington, D.C.: U.S. Environmental Protection Agency, 2023.

[38] EREF. Analysis of MSW landfill tipping fees — 2023[R/OL]. (2024-05)[2026-04-24]. https://erefdn.org/product/analysis-of-msw-landfill-tipping-fees-2023/

[39] WANG P, LI Y, REDDY C K. Machine learning for survival analysis: A survey[J/OL]. ACM Computing Surveys, 2019, 51(6): 1-36. DOI: 10.1145/3214306.

[40] IN J, LEE D K. Survival analysis: Part I — analysis of time-to-event[J/OL]. Korean Journal of Anesthesiology, 2018, 71(3): 182-191. DOI: 10.4097/kja.d.18.00067.

[41] AUSTIN P C. A tutorial on multilevel survival analysis: methods, models and applications[J/OL]. Statistics in Medicine, 2017, 36(7): 1184-1202. DOI: 10.1002/sim.7214.

致谢

在本科学业即将告一段落之际，我由衷地感谢我的导师，也是我的班主任杨本圆老师，杨老师悉心的指导与帮助给予了我莫大的支持。同时，我要感谢苏州这座城市，四年的求学时光里，从吴江到工业园区，苏州的温润与开放塑造了我的品格，也为我的本科生活提供了最美的背景。感谢我的父母、外公外婆、爷爷奶奶，你们持久的信任与物质支持是我勇往直前的底气；感谢我的朋友们，那些并肩奋斗的日夜与真诚的鼓励，让这段旅程充满了温暖。