

人工智能驱动跨境电商柔性供应链管理

——以“Prophet销量预测”为例

林恒好, 张宝明

上海理工大学管理学院, 上海

收稿日期: 2025年12月12日; 录用日期: 2025年12月25日; 发布日期: 2025年12月31日

摘要

在当前全球贸易变革与消费需求个性化的时代背景下, 构建高效敏捷的供应链体系成为企业核心竞争力的关键。然而, 跨境电商供应链因其高度动态性、复杂性和不确定性, 常面临预测失准与响应迟滞等问题。为此, 本文提出一种人工智能驱动的柔性供应链管理框架, 依托数据驱动决策、人机协同与动态调整三大机制, 重点以Prophet时间序列预测模型为例, 阐述其如何通过精准销量预测推动供应链的敏捷响应与整体优化。基于某跨境电商企业真实出口数据进行研究, 并对模型历史预测的准确性进行性能评估以及可视化。结果表明, 该Prophet模型在平均绝对百分比误差(MAPE)等关键指标上表现优异, 验证了该框架提升供应链柔性的有效性。本研究为电商企业柔性供应链构建提供了实践路径, 也拓展了人工智能在特定商业场景中的应用深度。

关键词

柔性供应链, 供应链管理, 跨境电商, 销售预测, Prophet模型

Artificial Intelligence-Driven Flexible Supply Chain Management in Cross-Border E-Commerce

—A Case Study of “Prophet Sales Forecasting”

Henghao Lin, Baoming Zhang

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

Received: December 12, 2025; accepted: December 25, 2025; published: December 31, 2025

Abstract

Against the backdrop of current global trade transformation and increasingly personalized consumer demand, establishing an efficient and agile supply chain system has become pivotal to a company's core competitiveness. However, cross-border e-commerce supply chains frequently encounter challenges such as inaccurate forecasting and delayed responses due to their inherent dynamism, complexity, and uncertainty. To address this, this paper proposes an AI-driven flexible supply chain management framework. Relying on three core mechanisms—data-driven decision-making, human-machine collaboration, and dynamic adjustment—it focuses on the Prophet time series forecasting model as an exemplar. The framework elucidates how precise sales forecasting drives agile supply chain responses and overall optimization. Research was conducted using authentic export data from a cross-border e-commerce enterprise, with performance evaluation and visualization of historical forecasting accuracy. Results demonstrate the Prophet model's superior performance on key metrics such as Mean Absolute Percentage Error (MAPE), validating the framework's effectiveness in enhancing supply chain flexibility. This study provides a practical pathway for e-commerce enterprises to construct flexible supply chains while expanding the depth of artificial intelligence applications within specific commercial contexts.

Keywords

Flexible Supply Chain, Supply Chain Management, Cross-Border E-Commerce, Sales Forecasting, Prophet Model

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

在全球经贸环境波动性加剧、消费者需求持续分化以及技术变革深入发展的背景下,传统线性供应链范式正面临严峻挑战。

传统供应链模式应用在跨境电商发展中会出现市场反应不及时、区域间缺乏有效协同机制,以及资源配置机制灵活性不足等问题,制约了电商企业在动态市场中的快速适应能力和价值实现效率。因此,构建柔性供应链已成为企业提升竞争力的关键路径。

柔性是企业以经济且高效的方式应对环境动态变化与不确定因素的核心策略[1]。柔性供应链指供应链在应对不确定性时所能做出调整的反应能力,这种应对不确定性的能力应用在跨境电商供应链管理中具体表现为能够在有限成本增幅、稳定盈利水平及服务质量的约束下[2],迅速适应外部市场变动。

人工智能作为一种兼具前沿科技特质与产业应用价值的战略性新兴产业,代表了系统化、跨学科与集成性的先进发展范式[3]。

人工智能技术通过机器学习模型实现高精度的销售趋势预测、动态库存管理、物流管理等方面来帮助跨境电商企业来进行柔性供应链的建设。其核心机制在于利用多源数据构建预测模型,有效识别市场需求趋势与非线性特征,为库存决策提供可靠依据;进而通过智能优化系统动态调整库存水平,在控制成本的同时,提升响应速度与适应能力;同时,人工智能技术通过综合分析海量数据,通过算法模型预测区域需求、模拟物流网络并计算最优解,从而在成本、时效与服务间找到最佳平衡点,实现仓储网络

的整体效能最大化。

现有研究已开始探索人工智能在供应链管理中的应用,但仍存在明显局限:其一,多数研究聚焦于单一供应链环节(如预测、库存或物流),缺乏对柔性供应链构建的系统性机制阐述;其二,人工智能赋能跨境电商供应链的研究多忽略跨境场景的特殊性,未形成针对性的解决方案;其三,销量预测模型的应用多集中于季节性产品,对婴儿车这类刚需非季节性产品的关注不足,且缺乏结合柔性供应链目标的实证验证。

基于此,本文的核心研究目标在于:提出人工智能驱动跨境电商柔性供应链的“数据驱动决策-人机协同-动态调整”整合框架,明确三大机制的内在作用逻辑;以 Prophet 时间序列预测模型为核心,基于真实跨境电商出口数据,验证模型在非季节性产品销量预测中的有效性;通过深入分析预测结果,揭示跨境电商供应链的需求变动规律,为柔性供应链的优化提供理论与实践支撑。本文的理论贡献具体体现在三方面:一是完善了人工智能与柔性供应链融合的理论体系,填补了跨境电商场景下系统性机制研究的空白;二是拓展了 Prophet 模型的应用边界,为非季节性跨境电商产品的销量预测提供了新的方法参考;三是揭示了节假日效应在刚需产品跨境供应链中的作用机理,丰富了跨境电商供应链需求管理的认知。

2. 研究现状

在产品需求预测方面,Chawla 等[4]借助人工神经网络分析沃尔玛的销售数据,实现了较高精度的销量预估;Bandara 等[5]运用长短期记忆网络对同一零售商的销售进行预测,发现其效果优于传统单变量方法;Kuo 等[6]将模糊神经网络与反向传播网络结合,用于笔记本电脑需求预测,结果显示,混合模型能够有效提升预测准确度,辅助库存控制并改善客户满意度;Feizabadi [7]整合扩展型 ARIMA 与神经网络,前者处理时序结构,后者捕捉非线性关系,通过实际数据验证了混合方法优于单一模型。Weng 等[8]提出基于 LightGBM 与 LSTM 的集成模型,用于供应链中的销售预测任务。

在应对需求波动的库存管理研究中,孙鹏等在已知需求分布的前提下,基于 Q-learning 构建了适用于生鲜品类的库存控制模型[9]。Ganesan 等运用 Q-learning 探索全球供应链中不确定性的周期性特征,进而提出周期性库存维持策略,以节约库存持有成本[10]。Meisheri 等将 Q-learning 整合至企业决策体系中,以应对多品类、多阶段且需求不确定的库存优化问题[11]。Perez 等针对网络需求波动与供应链中断引发的库存成本变动,采用近端策略优化算法,从利润、服务水平和库存状态三个维度制定动态库存调控策略[12]。

在物流管理问题上,核心问题通常涉及供应链中库存位置转移的路径决策。Gutierrez-Franco 等指出,城市货运在整体供应链成本中占比较高。为此,他们借助深度强化学习对哥伦比亚波哥大都会区进行城市物流配送优化,有效控制了运输开支[13]。Adi 等则聚焦于减少无效运输里程[14],提出一种协作多智能体深度强化学习方法,用于规划卡车订单路线,从而实现空驶距离的最小化。

总体来看,国内外学者在人工智能应用于供应链管理方面做了大量的研究,但当前领域内存在三大核心空白:一是理论层面,缺乏 AI 驱动跨境电商柔性供应链的系统性机制框架,现有研究多聚焦单一环节或单一技术应用,未明确数据驱动决策、人机协同、动态调整的整合作用路径;二是方法层面,Prophet 模型在跨境电商非季节性产品销量预测中的适用性尚未得到充分验证,且缺乏结合跨境场景特殊性的模型优化;三是实践层面,现有研究未基于真实跨境电商出口数据,深入分析预测结果背后的需求规律及其对柔性供应链的指导意义。因此,基于上述空白,本文旨在论证 AI 赋能跨境电商通过数据驱动决策、人机协同以及动态调整能力等核心机制来建设柔性供应链,并通过机器学习中的时间序列预测 Prophet 模型为电商企业做销量需求预测为例。

3. 影响机制

3.1. 数据驱动决策

人工智能的数据驱动决策能力, 指基于大规模数据分析进行判断与行动的范式。在跨境电商供应链管理中, 人工智能通过数据驱动决策支撑柔性体系构建。具体而言, 其依托预测分析机制, 精准预测全球市场需求与消费行为; 并通过实时响应机制, 动态调整库存与补货策略, 增强供应链在不确定环境下的敏捷应对能力, 从而助力企业建立更具柔性的供应链管理系统。

3.2. 人机协同

人机协同是以人类与人工智能为双主体的共同学习框架, 其核心在于双方分析能力与认知能力的互补。在数据处理方面, AI 能实现全样本分析与实时迭代, 弥补人类在数据搜索与解析方面的局限; 在认知模拟层面, 依托神经网络与深度学习, AI 可模仿人类认知方式, 增强自主学习与知识发现能力。

在跨境电商这一动态市场环境中, 客户偏好多变、波动频繁, 人机协同为构建柔性供应链提供了关键支持。在销售预测中, AI 的全样本分析结合人类对区域文化与消费行为的经验, 增强了对需求动态的感知能力, 从而更精准地预测各市场的需求高峰与品类趋势, 克服传统预测方法的滞后性。在库存管理方面, 对于确定性较高的常规场景, AI 可辅助人类深入把握库存规律。

3.3. 动态调整能力

人工智能具备实现动态调整的技术基础, 以及推动系统从静态、被动运营转向智能、自适应优化的能力。其核心机理在于, 通过机器学习、深度强化学习等技术, 能够持续捕捉内外部环境变化, 并基于历史与实时数据进行预测与建模, 进而自主或辅助生成决策方案, 最终实现系统参数、策略乃至结构的在线优化。

在电商库存管理中, 利用机器学习来驱动动态安全库存方法, 将安全库存从一个静态值转变为一个实时调整的动态变量。该模型可以通过实时数据输入、动态更新不确定性参数以及服务水平与成本的动态权衡等功能来帮助企业实现在供应链管理中的动态调整目的。

4. Prophet 销量预测分析

4.1. 模型介绍

Prophet 是由 Facebook (现在的 Meta) 开发的一种时间序列预测工具[15], 是一种基于加性模型, 能够分解时间序列为多个不同的部分: 趋势(Trend)、季节性(Seasonality)和假期效应(Holidays effects)。

Prophet 模型公式可以表示为:

$$y(t) = g(t) + s(t) + h(t) + \epsilon_t \quad (1)$$

其中, $y(t)$ 表示时间 t 的观察值, 即实际的时间序列数据。

而趋势项 $g(t)$ 则表示趋势(trend)函数, 用于捕捉数据中的长期趋势。

$s(t)$ 表示季节性(seasonality)函数, 用于捕捉周期性的波动。

$h(t)$ 是假日效应(holidays)函数, 表示特定节假日对时间序列的短期影响。

4.2. 数据概况及预处理

本文选取了总部位于江苏昆山的好孩子公司的婴儿车产品在海外市场连续 1 年 3 个月的出口数据作为海外市场的销售量数据。数据来源于环球慧思平台收集的海关出口数据, 数据中的出口单位代表不同

的打包方式，本研究选取 CTN 包装单位做标准化处理，同时未区分型号商品与进口国市场。经过统计整理得到 462 条销售量时间序列。

4.3. 模型构建

首先对 Prophet 模型进行初始化操作，依据实践经验将 changepoint 参数值设定为 0.15，以此增强增长趋势对各类变化的敏感程度。接着明确预测的时间范围为 2025 年 9 月~2026 年 4 月，预测的时间间隔为每天。此外，在 $h(t)$ 项中对海外市场的主要节假日进行了设定，具体节假日信息如表 1 所示。

Table 1. Major holidays in overseas markets
表 1. 海外市场主要节假日

| 节假日 | 日期 |
|---------|-----------------------------------|
| 国际六一儿童节 | 2024 年 6 月 1 日，2025 年 6 月 1 日 |
| 感恩节 | 2024 年 11 月 28 日，2025 年 11 月 28 日 |
| 圣诞节 | 2024 年 12 月 25 日，2025 年 12 月 25 日 |

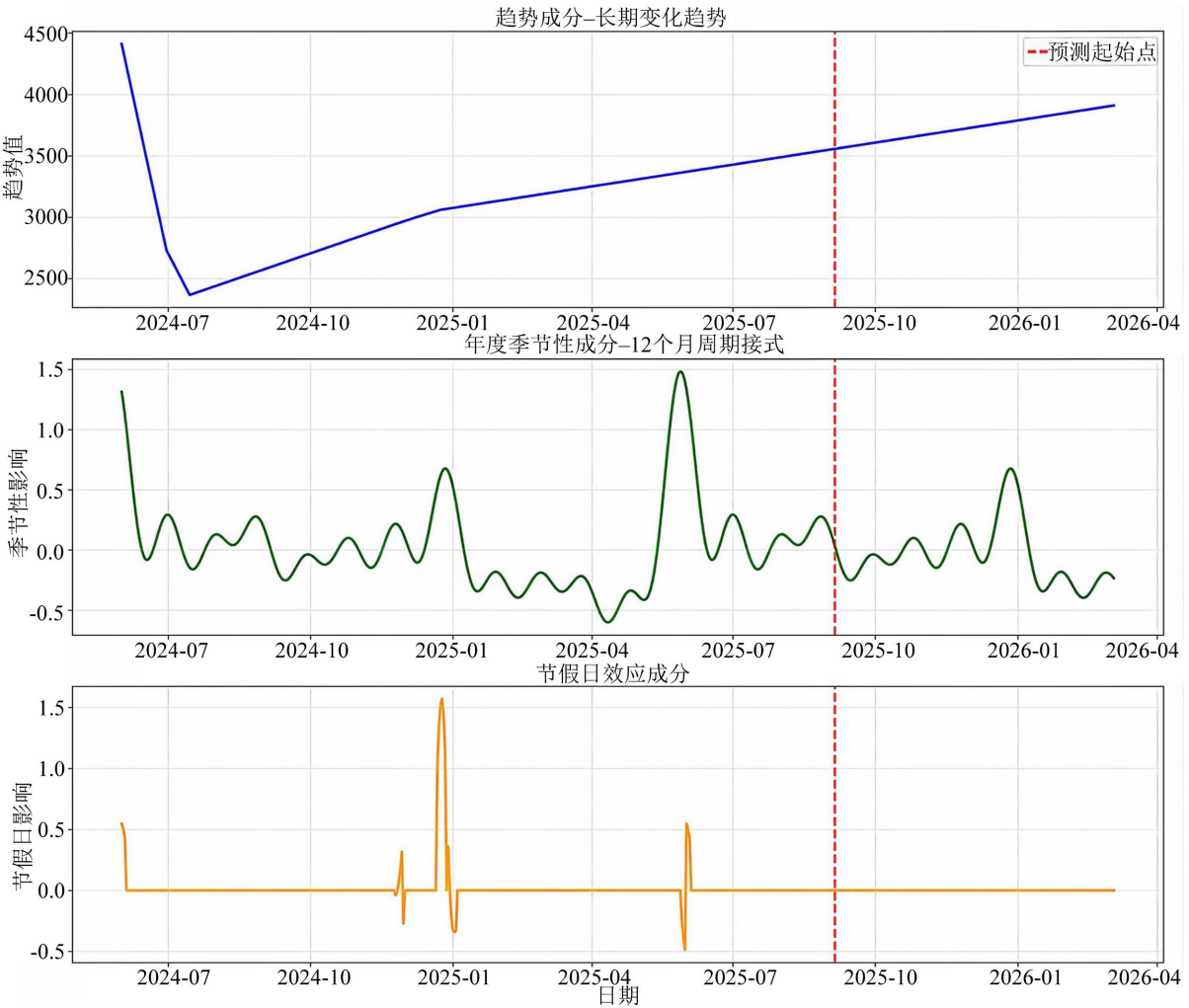


Figure 1. Component analysis diagram
图 1. 成分分析图

本研究采用全样本训练与外推预测相结合的时间序列建模方法。具体而言, 模型利用完整的历史观测数据(2024年6月1日~2025年9月5日)进行参数估计, 随后对未来180天(2025年9月6日~2026年3月4日)进行样本外预测。

Prophet 模型使用 MAPE (相对误差)、 R^2 (解释方差)、MAE (绝对误差) 来衡量模型的拟合效果。最终实验模型拟合得出的结果显示为, $\text{MAPE} = 13.83\%$ 表明相对误差水平较好, $R^2 = 0.8481$ 显示模型具有良好的解释能力。

图 1 给出了对式(1)中的三大部分模型的单独分析结果。

首先, 由增长趋势图可知, 蓝色折线整体呈上升态势, 表明从长期来看, 该企业海外市场销售量存在持续增长的趋势。

在季节性影响图中, 绿色曲线的走向无明显季节性波动规律, 说明产品销量的变化不存在明显的年度季节性特征。符合婴儿车产品的无明显季节变化的使用特性。

在节假日影响图中, 橙色折线在模型所设置的节假日时间点出现了显著的峰值。

4.4. 预测结果与分析

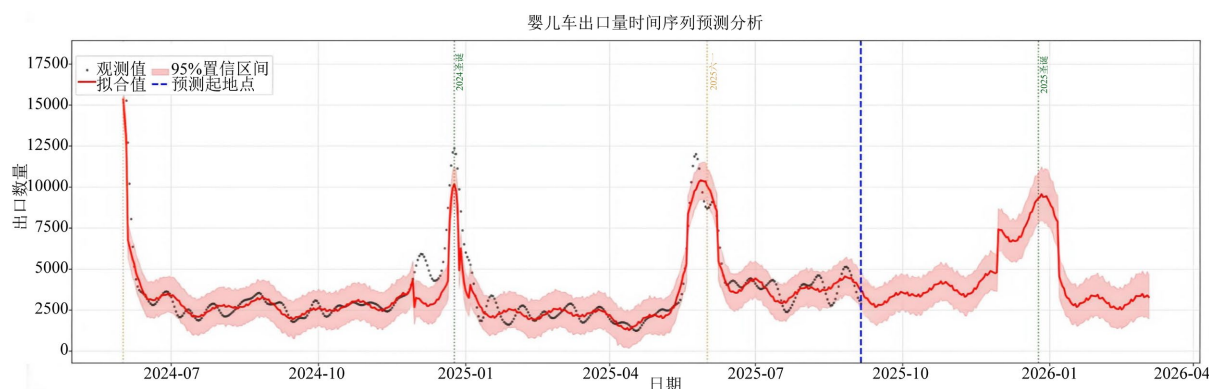


Figure 2. Time series forecasting analysis of stroller sales

图 2. 婴儿车销售量时间序列预测分析

图 2 呈现了 2024 年 7 月至 2026 年 4 月婴儿车跨境电商出口的实际销量(灰色曲线)、Prophet 模型预测销量(红色实线)及预测不确定性区间(粉色阴影), 其核心波动特征表现为: 2024 年 7 月出现近 17,500 的短期峰值后快速回落至 5000~10,000 的常态区间, 且在 2025 年 1 月、7 月及 2026 年 1 月等节点呈现周期性峰值, 多数时段实际销量处于预测区间内, 仅极端峰值处略有偏离。

从成因层面看, 2024 年 7 月的初始峰值是跨境电商平台大促与物流时效约束共同作用的结果——亚马逊 Prime Day 通常于 7 月中旬启动, 海外商家为满足促销需求提前 1~2 周下达订单, 而跨境物流 1~4 周的周期要求企业提前完成出口报关与运输, 叠加潜在大客户的季度批量订单交付, 共同推高了该时段的出口量。2025 年 1 月、7 月等周期性峰值, 则是“海外节日需求-国内出口备货”的跨境供应链传导效应体现: 婴儿车作为欧美六一儿童节、圣诞节的核心礼品, 海外需求会在节日前 1~2 个月集中释放, 而跨境物流的时间差使得国内出口行为滞后于需求 1~2 个月, 同时企业基于 Prophet 模型的预测主动提前排产, 进一步强化了这一周期性波动。部分极端峰值处实际值超出预测区间, 源于模型未覆盖的突发市场变量, 如特定区域的母婴产品消费补贴政策、局部市场出生率的短期变动等, 这类小范围突发需求难以被传统时间序列模型提前捕捉。

这些波动特征对跨境电商供应链管理具有多维度的实践与理论意义: 在企业运营层面, 生产端需在

Prime Day (7月)、感恩节备货期(9月)等峰值前2个月扩大产能以避免缺货, 常态期保持均衡生产以降低资源闲置成本; 库存端应基于预测不确定性区间, 在峰值前将安全库存提升20%~30%, 峰值后通过平台清仓活动快速消化剩余库存以减少资金占用; 物流端需针对峰值期与跨境物流商签订弹性运力协议, 预留额外舱位以规避延误风险。从模型应用角度, 该结果验证了 Prophet 模型在“非季节性刚需产品 + 跨境场景”下的适用性, 其对“节日 - 备货 - 出口”时间差的捕捉能力可推广至母婴、家居等同类跨境品类, 同时也明确了模型的优化方向——需纳入区域出生率、海外临时政策等突发变量以缩小预测区间。从行业层面而言, 这一波动规律揭示了跨境刚需产品“需求 - 出口”的时间差特征, 企业可基于此搭建“节日需求预警 - 提前备货 - 弹性物流”的柔性供应链体系, 实现需求响应与成本控制的平衡。

5. 结论与展望

5.1. 研究结论

本文系统阐述了数据驱动决策、人机协同与动态调整三大核心机制在 AI 赋能跨境电商柔性供应链建设中的作用路径, 构建了 AI 驱动的跨境电商柔性供应链管理框架, 并以好孩子婴儿车的跨境出口数据为样本, 构建了基于 Prophet 模型的销量预测体系, 得出以下核心结论:

1) AI 驱动的“数据驱动决策 - 人机协同 - 动态调整”框架能够有效提升跨境电商供应链的柔性, 三大机制相互支撑、协同作用: 数据驱动决策为柔性供应链提供精准的数据基础, 人机协同保障决策的全面性与灵活性, 动态调整实现供应链的自适应优化。

2) Prophet 模型在跨境电商非季节性产品的销量预测中表现优异, 其趋势分解、季节性捕捉与节假日效应整合的功能, 能够精准拟合历史数据($\text{MAPE} = 13.83\%$, $R^2 = 0.8481$), 并有效预测未来销量变动趋势, 尤其对节假日峰值的捕捉能力突出, 为供应链管理提供了可靠的预测支持。

3) 跨境电商非季节性刚需产品的销量呈现“长期增长 + 节假日峰值 + 无明显季节波动”的特征, 这一规律是行业趋势、产品属性与跨境运营逻辑共同作用的结果, 对供应链的生产计划、库存管理与物流优化具有直接指导意义。

5.2. 理论贡献

本研究在相关领域形成了三方面的理论贡献: 其一, 完善了人工智能与柔性供应链融合的理论体系——现有研究多集中于人工智能在供应链单一环节的应用, 而本文构建了“数据驱动决策 - 人机协同 - 动态调整”的整合框架, 清晰明确了三大机制的内在作用逻辑与协同关系, 有效填补了跨境电商场景下人工智能与柔性供应链系统性融合的理论空白。其二, 拓展了 Prophet 模型的应用边界与实证支撑——现有研究中 Prophet 模型的应用多集中于国内零售、餐饮等行业的季节性产品预测, 本文将其延伸至跨境电商非季节性刚需产品的销量预测场景, 验证了该模型在多市场节假日、长物流周期等跨境特有场景下的适用性, 进一步丰富了时间序列预测模型的应用场景与实证证据。其三, 揭示了跨境电商非季节性产品的销量变动机理——通过对预测结果的深度解析, 本文明确了该类产品长期增长趋势、无明显季节性波动、节假日峰值等特征的形成原因, 丰富了跨境电商供应链需求管理的理论认知, 也为同类产品的销量预测与供应链优化提供了可参考的理论依据。

5.3. 管理启示

1) 构建多源数据整合平台, 强化数据驱动决策能力。企业应整合历史销售数据、市场需求数据、节假日数据、物流数据等多源信息, 建立统一的数据管理平台, 利用 AI 技术挖掘数据中的隐性规律, 为销量预测、库存管理、物流优化等决策提供数据支撑; 尤其应重视节假日数据的收集与整理, 精准把握不

同市场的节假日特点, 提升预测精度。

2) 建立人机协同决策机制, 优化决策效率与质量。企业应明确 AI 与人类专家的职责分工: AI 负责海量数据处理、常规场景预测与决策支持, 人类专家聚焦区域市场文化和政策变动、突发情况等隐性知识与特殊场景的处理, 通过“AI 初步决策 + 人类专家优化”的模式, 提升决策的精准度与灵活性。

3) 实施动态库存与物流管理策略, 提升供应链柔性。基于 Prophet 模型的预测结果, 建立动态安全库存机制, 根据长期增长趋势优化产能布局, 针对节假日峰值提前备货; 与物流服务商建立战略合作关系, 灵活调整物流方案, 确保节日期间的物流畅通, 同时降低物流成本; 节后及时清理库存, 避免资金占用。

5.4. 研究局限性

1) 数据样本的局限性。本文仅选取好孩子婴儿车 1 年 3 个月的出口数据作为研究样本, 样本量相对有限, 且聚焦于单一产品品类与单一企业, 可能影响研究结论的普适性, 难以反映不同品类、不同规模跨境电商企业的供应链特征。

2) 模型变量的局限性。Prophet 模型未纳入汇率波动、关税政策变动、物流成本波动、促销活动等外部宏观与微观因素, 这些因素可能对跨境电商出口销量产生影响, 导致模型的预测精度存在进一步提升的空间。

3) 模型对比的缺失。本文仅采用 Prophet 模型进行销量预测, 未与 LSTM、LightGBM 等主流机器学习模型进行对比分析, 无法充分凸显 Prophet 模型在跨境电商非季节性产品预测中的相对优势。

5.5. 未来研究方向

1) 扩大样本范围与品类覆盖。未来研究可纳入更多品类(如母婴用品、家居用品、3C 配件等)、更多企业的跨境电商出口数据, 扩大样本量与数据维度, 提升研究结论的普适性; 同时可区分不同进口国市场, 分析区域市场差异对销量预测的影响。

2) 优化模型变量与预测精度。引入汇率、关税、物流成本、促销活动等外部变量, 构建扩展的 Prophet 预测模型, 提升模型对复杂环境的适应能力与预测精度; 探索多模型集成的预测方法, 结合 Prophet 模型的趋势捕捉优势与其他模型的变量拟合优势, 进一步优化预测效果。

3) 开展模型对比与机制深化研究。未来可将 Prophet 模型与 LSTM、LightGBM、ARIMA 等模型进行对比, 分析不同模型在跨境电商不同品类产品预测中的性能差异; 同时深入研究人机协同的具体实现路径, 构建量化的协同决策模型, 提升供应链决策的效率与质量。

4) 拓展研究场景与应用深度。未来可将研究拓展至跨境电商供应链的全链条, 探索 AI 技术在库存优化、物流路径规划、供应商协同等多个环节的整合应用; 结合区块链、物联网等新技术, 构建更加智能、高效的柔性供应链体系, 为跨境电商企业的可持续发展提供更全面的支撑。

参考文献

- [1] Upton, D.M. (1994) The Management of Manufacturing Flexibility. *California Management Review*, **36**, 72-89. <https://doi.org/10.2307/41165745>
- [2] 宋华, 王岚, 贺锋. 企业间关系对采购与物流供应柔性的影响研究[J]. 软科学, 2009, 23(2): 58-65.
- [3] 刘海军. 人工智能驱动科技创新和产业创新融合: 逻辑、机理与路径[J]. 中国流通经济, 2025, 39(9): 3-14.
- [4] Chawla, A., Singh, A., Lamba, A., Gangwani, N. and Soni, U. (2018) Demand Forecasting Using Artificial Neural Networks—A Case Study of American Retail Corporation. In: Malik, H., et al., Eds., *Applications of Artificial Intelligence Techniques in Engineering: SIGMA 2018*, Springer, 79-89. https://doi.org/10.1007/978-981-13-1822-1_8
- [5] Bandara, K., Shi, P., Bergmeir, C., Hewamalage, H., Tran, Q. and Seaman, B. (2019) Sales Demand Forecast in E-Commerce

- Using a Long Short-Term Memory Neural Network Methodology. In: Gedeon, T., *et al.*, Eds., *International Conference on Neural Information Processing*, Springer International Publishing, 462-474.
https://doi.org/10.1007/978-3-030-36718-3_39
- [6] Kuo, R.J., Tseng, Y.S. and Chen, Z. (2014) Integration of Fuzzy Neural Network and Artificial Immune System-Based Back-Propagation Neural Network for Sales Forecasting Using Qualitative and Quantitative Data. *Journal of Intelligent Manufacturing*, **27**, 1191-1207. <https://doi.org/10.1007/s10845-014-0944-1>
- [7] Feizabadi, J. (2020) Machine Learning Demand Forecasting and Supply Chain Performance. *International Journal of Logistics Research and Applications*, **25**, 119-142. <https://doi.org/10.1080/13675567.2020.1803246>
- [8] Weng, T., Liu, W. and Xiao, J. (2019) Supply Chain Sales Forecasting Based on lightGBM and LSTM Combination Model. *Industrial Management & Data Systems*, **120**, 265-279. <https://doi.org/10.1108/imds-03-2019-0170>
- [9] 孙鹏, 孙若莹, 李佳慧. 基于强化学习的生鲜产品库存成本控制模型[J]. 计算机仿真, 2020, 37(8): 192-195+201.
- [10] Ganesan, V.K., Sundararaj, D. and Srinivas, A.P. (2020) Adaptive Inventory Replenishment for Dynamic Supply Chains with Uncertain Market Demand. In: Chakrabarti, A. and Arora, M., Eds., *Industry 4.0 and Advanced Manufacturing: Proceedings of I-4AM 2019*, Springer, 325-335. https://doi.org/10.1007/978-981-15-5689-0_28
- [11] Meisheri, H., Sultana, N.N., Baranwal, M., Baniwal, V., Nath, S., Verma, S., *et al.* (2021) Scalable Multi-Product Inventory Control with Lead Time Constraints Using Reinforcement Learning. *Neural Computing and Applications*, **34**, 1735-1757. <https://doi.org/10.1007/s00521-021-06129-w>
- [12] Perez, H.D., Hubbs, C.D., Li, C. and Grossmann, I.E. (2021) Algorithmic Approaches to Inventory Management Optimization. *Processes*, **9**, Article No. 102. <https://doi.org/10.3390/pr9010102>
- [13] Gutierrez-Franco, E., Mejia-Argueta, C. and Rabelo, L. (2021) Data-Driven Methodology to Support Long-Lasting Logistics and Decision Making for Urban Last-Mile Operations. *Sustainability*, **13**, Article No. 6230. <https://doi.org/10.3390/su13116230>
- [14] Adi, T.N., Bae, H. and Iskandar, Y.A. (2021) Interterminal Truck Routing Optimization Using Cooperative Multiagent Deep Reinforcement Learning. *Processes*, **9**, Article No. 1728. <https://doi.org/10.3390/pr9101728>
- [15] Tsymbal, A., Puuronen, S. and Patterson, D.W. (2003) Ensemble Feature Selection with the Simple Bayesian Classification. *Information Fusion*, **4**, 87-100. [https://doi.org/10.1016/s1566-2535\(03\)00004-6](https://doi.org/10.1016/s1566-2535(03)00004-6)