

# 基于人工智能预测性库存管理的电商平台运营效率变革与策略研究

徐前悦

上海理工大学管理学院, 上海

收稿日期: 2025年10月20日; 录用日期: 2025年11月14日; 发布日期: 2025年12月3日

## 摘 要

随着电子商务进入高质量发展阶段, 精细化运营成为平台提升竞争力的核心路径, 而库存管理作为连接供应链与消费者的关键环节, 其效率直接影响运营成本与客户体验。传统库存管理模式在应对海量SKU、需求波动剧烈等复杂场景时面临高库存与高缺货并存的困境。人工智能技术凭借其强大的数据处理与模式识别能力, 推动预测性库存管理的兴起, 通过融合多源内外部数据, 构建高精度需求预测模型, 实现库存的前瞻性布局与动态优化。本文系统探讨了人工智能在电商库存管理中的应用现状, 分析其在降低库存成本、提升履约率与优化供应链协同方面的显著成效, 同时指出在数据质量、模型可解释性、组织协同与环境适应性等方面面临的现实挑战, 并提出强化数据治理、构建人机协同机制、推动供应链智能化演进等策略。研究表明, AI驱动的库存管理不仅是技术工具的升级, 更是企业运营范式向数据驱动、系统协同与动态适应转型的重要体现。

## 关键词

人工智能, 预测性库存管理, 电商平台

# Research on the Transformation and Strategy of E-Commerce Platform Operation Efficiency Based on AI Predictive Inventory Management

Qianyue Xu

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

Received: October 20, 2025; accepted: November 14, 2025; published: December 3, 2025

## Abstract

As e-commerce enters a high-quality development stage, refined operation has become the core path for platforms to enhance their competitiveness. Inventory management, as a key link connecting the supply chain and consumers, directly affects operational costs and customer experience. Traditional inventory management models face the dilemma of high inventory and high stockouts when dealing with complex scenarios such as a vast number of SKUs and sharp fluctuations in demand. With its powerful data processing and pattern recognition capabilities, artificial intelligence technology has driven the rise of predictive inventory management. By integrating multi-source internal and external data, it builds high-precision demand prediction models to achieve forward-looking inventory layout and dynamic optimization. This article systematically explores the current application status of artificial intelligence in e-commerce inventory management, analyzes its significant achievements in reducing inventory costs, improving fulfillment rates, and optimizing supply chain collaboration, and points out the practical challenges in data quality, model interpretability, organizational collaboration, and environmental adaptability. It also proposes strategies such as strengthening data governance, building human-machine collaboration mechanisms, and promoting the intelligent evolution of the supply chain. Research shows that AI-driven inventory management is not only an upgrade of technical tools but also an important manifestation of the transformation of enterprise operation paradigms towards data-driven, system collaboration, and dynamic adaptation.

## Keywords

Artificial Intelligence, Predictive Inventory Management, E-Commerce Platforms

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

进入 21 世纪第三个十年，全球电子商务产业已从规模扩张阶段全面转向追求高质量发展的新阶段。根据中国电子商务研究中心数据，2024 年中国网络零售市场规模预计突破 15 万亿元，用户规模稳居全球前列。在市场规模持续扩大的同时，行业竞争日益激烈，流量红利逐渐消退，单纯依靠价格战和营销轰炸的增长模式已难以为继。在此背景下，精细化运营成为电商平台维持增长、提升盈利的核心战略。库存管理作为连接上游供应链与下游消费者的关键枢纽环节，其效率直接影响资金周转速度、物流履约能力与客户满意度，是精细化运营中至关重要的一环。

库存管理指的是根据电力生产需求，计划性采购、补偿性采购相关材料、设备，以满足企业对高质量、高水平运营的现实需求，同时减少不必要的成本支出[1]。然而，现代电商平台的运营环境远为复杂。首先，平台 SKU 数量庞大，商品种类繁多，生命周期各异，管理难度极大。其次，消费者需求受到促销活动、社交媒体热点乃至宏观经济波动等多重因素影响，呈现出高度的不确定性与剧烈的波动性。传统方法在应对这种脉冲式需求时反应滞后，预测失准。而企业为了规避缺货风险，不得不维持过高的安全库存，造成大量资金被占用在仓储中，同时商品过时、损耗的风险也急剧增加，而当预测过于保守时，又会面临热销商品断货，错失销售良机，引发客户投诉与流失。这种高库存与高缺货并存的困境，成为制约电商平台运营效率提升的长期难题。

从理论层面看，预测性库存管理的理论基础源于传统库存管理理论的延伸与拓展，其核心是通过前

瞻性需求判断实现库存资源的最优配置,区别于传统被动响应式库存管理,强调以预测结果驱动库存布局与调度,为解决库存与需求的动态匹配问题提供了理论框架[2];机器学习需求预测则依托统计学习理论与数据挖掘技术,突破了传统时间序列分析对线性关系与稳定假设的依赖,通过对多源数据的非线性拟合与特征挖掘,实现需求预测精度的提升,其理论逻辑在于将海量分散的需求影响因素转化为可量化的模型输入,构建具有自学习能力的预测体系,为预测性库存管理提供技术支撑;供应链管理理论则从系统协同视角出发,强调供应链各节点间的信息共享、资源整合与流程协同,为预测性库存管理的落地提供了组织与流程层面的理论依据[3],尤其是牛鞭效应理论的提出,凸显了需求预测偏差在供应链传递中的放大效应,进一步论证了精准预测与信息协同对供应链效率优化的重要性。

现有研究虽已分别对上述理论进行探索,但在电商场景下,未能充分结合电商平台多SKU、高波动、强交互的特性来阐述。基于此,本研究聚焦于人工智能在电商平台预测性库存管理中的应用,旨在系统性地探讨其应用现状、对运营效率的变革性影响、实际落地中的核心挑战以及可行的优化策略。

## 2. 人工智能预测性库存管理的应用现状

### 2.1. 人工智能技术

人工智能技术,特别是机器学习与深度学习的发展,为破解这一难题提供了新路径。AI具备强大的数据处理、模式识别与预测能力,能够深度挖掘电商平台积累的海量多源数据,揭示传统方法难以捕捉的复杂关联与动态规律,构建可自我学习、动态调整的智能预测模型。这种由AI驱动预测性库存管理(Predictive Inventory Management),其核心逻辑不再是基于过去,管理现在,而是预见未来,主动管理。通过精准预测未来特定时间、特定区域的需求,平台可提前进行库存布局、智能补货和资源调配,实现库存水平的最优化[4]。

### 2.2. 核心技术与算法

预测性库存管理的有效实施,依赖于科学构建的需求预测模型。随着机器学习理论与计算能力的进步,多种先进算法被引入电商需求预测领域,逐步替代传统方法,显著提升了预测的准确性与适应性。

集成学习方法,尤其是以梯度提升决策树(GBDT)为代表的算法,因其在处理高维结构化数据、捕捉非线性关系与特征交互方面的优势,成为当前主流技术路径。XGBoost、LightGBM等优化版本通过引入正则化、优化分裂策略与提升训练效率,在处理商品价格、品类属性、历史销量、促销强度及用户行为等多维变量时表现出良好的稳定性与计算效能。此类模型适用于因果关系明确、特征工程完备的场景,能够有效捕捉变量间的复杂效应,生成高精度预测结果。

在处理具有强时间依赖性的序列预测问题上,深度学习模型展现出独特优势。长短期记忆网络(LSTM)及其变体门控循环单元(GRU)通过引入门控机制,有效缓解了传统循环神经网络的梯度消失问题,能够准确识别销量数据中的长期趋势、周期性波动与季节性模式,在应对需求波动剧烈的商品类别时表现优异。卷积神经网络(CNN)则被用于处理商品图像、用户评论等非结构化数据,提取影响需求的隐性特征。近年来,基于注意力机制的Transformer架构因其在捕捉长距离依赖关系上的强大能力,也开始在需求预测领域获得关注[5]。

为克服单一模型的局限性,提升系统的鲁棒性与泛化能力,集成学习策略被广泛采用。通过Bagging、Boosting或Stacking等方法,将多个异构基础模型的输出进行融合,可有效平衡偏差与方差,降低过拟合风险。

### 2.3. 数据基础与特征工程

高精度预测模型的构建依赖于高质量、多维度的数据支撑。电商平台在长期运营中积累了丰富的内

部数据资源，构成预测系统的核心输入。在内部数据基础上，外部环境变量的引入进一步拓展了模型的感知维度。宏观经济指标反映整体消费趋势，气象数据对季节性商品需求具有显著影响，节假日与重大事件构成需求波动的关键节点。社交媒体中的公众讨论经文本分析后可转化为消费情绪与市场热度的量化表征，而对竞争者市场行为的监测则有助于识别外部竞争压力。内外部数据的有效融合，使模型能够更全面地响应环境变化，提升预测的前瞻性与稳健性。

特征工程是连接原始数据与模型训练的关键环节，其质量直接影响模型性能。该过程涉及对时间周期、历史统计、用户行为、外部环境等维度的信息进行系统性提取与组合，构建具有业务含义的特征集合。典型特征包括时间特征、统计特征、行为特征及交叉特征。科学的特征设计能够显著增强模型对复杂需求模式的识别能力，提升其在动态市场环境中的适应性。

### 3. 对电商平台运营效率的影响分析

#### 3.1. 显著降低库存持有成本

预测性库存管理通过提升需求预测的准确性，对降低库存持有成本具有直接作用。库存持有成本涵盖仓储费用、资金占用成本、管理开支及商品过期、贬值等潜在损失。传统策略依赖经验或静态模型，倾向于维持高库存以应对不确定性，导致资金沉淀与运营效率下降[6]。在预测模型支持下，企业能更精确识别实际需求趋势，减少因预测偏差导致的过度备货，有效缓解库存积压。同时，安全库存的设定由经验驱动转向数据驱动，基于需求波动性、供应周期稳定性等动态因素进行量化分析，实现更科学的阈值控制，在保障供应可靠性的同时降低冗余库存水平。

#### 3.2. 大幅提高订单履约率与客户满意度

订单履约率是衡量电商平台运营效能与服务质量的关键指标，商品缺货是影响履约的核心因素。预测性库存管理通过提升需求预测的准确性，增强了供应链响应能力，有效降低了缺货风险。基于对需求趋势的前瞻性判断，系统可提前识别潜在供应缺口，及时启动补货机制，保障商品在销售高峰期的稳定供应，尤其在大型促销活动期间效果显著。库存可得性与配送效率的双重改善，直接转化为客户体验的提升。消费者对有货与速达的感知增强，强化了对平台服务可靠性的信任。持续良好的履约表现有助于增强用户粘性，提升复购意愿与品牌忠诚度[5]。从长期看，这种以高效履约为基础的服务能力，构成了平台核心竞争力的重要组成部分，其价值不仅体现在销售转化，更反映在用户生命周期价值的提升与市场口碑的积累。

#### 3.3. 优化供应链协同与降低“牛鞭效应”

在传统供应链中，需求信息自下游向上游传递时，常因信息延迟、预测失真和批量订货等因素产生逐级放大效应，即“牛鞭效应”，导致上游供应商面临显著需求波动与生产计划不确定性，引发库存积压或供应不足的双重风险。预测性库存管理通过提升需求预测的准确性与前瞻性，为缓解这一问题提供了有效路径。电商平台基于历史交易数据与多维影响因素构建的预测模型，能够生成相对稳定且具参考价值的中短期需求预估。通过与核心供应商共享此类预测信息，可增强供应链上下游的信息透明度，使供应商更准确把握终端需求趋势，优化生产排程、原材料采购与库存安排，降低因信息不对称导致的过度反应。在此基础上，平台可推动与供应商的深度协同，探索实施供应商管理库存或准时制等合作模式。供应商依据平台的实时库存水平与预测需求，承担补货决策责任，实现由推式向拉式供应链的转变。该模式不仅有助于降低平台自身的库存持有压力，也将库存管理责任与风险在供应链网络中进行更合理分配。

通过上述机制，供应链整体的冗余库存、物流成本与生产浪费得以系统性降低，各环节的运营效率



与响应能力同步提升，推动供应链关系从零和博弈转向风险共担、收益共享的协同模式，从而增强整个链条的稳定性与抗外部冲击能力。

## 4. 应用中存在的问题与挑战

### 4.1. 数据质量与数据孤岛问题

高质量、完整且一致的数据是构建有效预测模型的基础。然而，电商平台的数据质量常面临挑战。历史销售数据常因订单取消、退货未同步或促销配置错误而失真；用户行为日志因埋点不规范导致缺失或重复；商品信息存在字段缺失、分类混乱等情况，尤其在跨品类扩展中尤为明显。这些数据瑕疵若未经过系统清洗与校验，将直接影响特征工程质量和模型学习效果，导致预测偏差。

更深层次的挑战在于数据孤岛现象。大型电商平台的业务数据分散于 ERP、WMS、CRM 和营销系统等多个独立系统中，这些系统建设初期聚焦特定职能，缺乏统一架构设计，导致数据标准不一、接口封闭，跨系统数据整合存在技术与管理障碍[7]。而预测模型的有效性高度依赖多源数据融合，系统壁垒严重制约了数据资产的整合利用，限制了模型对复杂业务场景的刻画能力。因此，实现数据的跨系统集成与标准化管理，是提升模型性能的关键前提。

### 4.2. 模型可解释性与黑箱困境

部分高性能模型，尤其是基于深度神经网络的复杂算法，其内部运行机制缺乏透明性，呈现出黑箱特性。这种特性导致模型的决策逻辑难以被业务人员理解，从而在实际落地中引发信任障碍。当系统输出与经验判断相悖时，业务主体因无法获知生成依据而持保留态度，倾向于依赖传统经验，致使模型输出难以融入实际流程，削弱了其应用价值。

此外，模型不可解释性带来操作与治理层面的具体风险。当预测失误引发区域缺货或库存积压时，管理者难以追溯关键影响变量与决策路径，造成问题归因困难和跨部门责任推诿。若模型无法满足透明性要求，不仅影响内部流程优化，也可能面临外部合规审查压力。因此，提升模型可解释性是实现人机协同、建立业务信任、保障系统稳健运行的必要条件。

### 4.3. 组织协同壁垒与模型适应性局限

人工智能技术的引入对企业的组织结构与管理流程提出了新要求。预测性库存管理依赖数据驱动的决策机制，改变了传统依赖经验与层级审批的模式。组织内部原有的权力结构与决策习惯可能形成路径依赖，导致业务人员对算法输出持审慎甚至排斥态度，影响新技术的接受度与执行效果。变革过程中若缺乏充分沟通、培训与共识建立，易引发部门间的认知差异与协作摩擦。

跨部门协同是系统成功实施的关键。IT、供应链、销售、财务等部门需在统一目标下协同推进，分别承担技术开发、需求定义、市场反馈与成本效益评估等职能。然而，各部门在绩效导向、信息理解与优先级排序上存在差异，若未建立有效协调机制与责任体系，易出现信息割裂、响应滞后或资源投入不足，影响项目整体推进效率与落地质量。预测模型的有效性建立在历史数据所反映的规律基础之上，其在稳定环境下的表现较为稳健。但在面对重大外部冲击、政策调整或消费趋势突变等非稳态情境时，历史模式可能难以延续，导致预测偏差扩大。

## 5. 提升应用效果的策略建议

### 5.1. 强化数据治理与跨部门协同机制

预测性库存管理的效能实现，首先取决于企业是否具备高质量、可整合的数据基础。在多数电商企

业的运营架构中，业务数据分散于多个独立运行的信息系统。这些系统在建设初期多为满足特定职能需求，缺乏统一的数据标准与接口规范，导致数据在语义、格式与更新频率上存在差异，形成事实上的信息孤岛。这种割裂状态严重制约了多源数据的融合分析，限制了模型的解释力与实用性。

企业必须将数据治理作为系统性工程推进，建立覆盖数据采集、清洗、存储、共享与使用的全链条管理机制。通过制定统一的数据命名规则、编码体系与质量评估标准，明确各业务单元在数据管理中的权责边界，确保数据的准确性、一致性与可追溯性。在此基础上，建设企业级数据中台或数据仓库，实现跨系统的数据集成与集中管理，为预测模型提供稳定、可靠的数据输入。同时，技术整合需与组织机制优化同步。通过将预测准确率、库存周转效率等核心指标纳入相关部门的绩效考核体系，形成目标一致、责任共担的协作格局，从根本上提升组织对智能化工具的接纳度与执行力。

## 5.2. 优化模型可解释性与人机协同决策流程

现代机器学习方法在提升预测精度方面取得进展，但其复杂结构常导致决策过程缺乏透明度。当系统生成的补货建议与业务人员的经验判断出现偏差时，若无法提供清晰逻辑支撑，使用者易对系统产生不信任，选择忽视算法输出，回归传统经验决策[8]。这种现象削弱了技术投入的价值，阻碍了数据驱动文化的形成。因此，提升模型可解释性是推动预测系统从技术验证走向业务落地的关键。在模型构建过程中，应在预测性能与可理解性之间寻求平衡。对于业务逻辑清晰、特征结构稳定的场景，可优先采用梯度提升树或广义线性模型等结构透明的算法，其特征重要性与变量贡献度易于解读。对于采用深度神经网络等复杂架构的场景，应引入事后解释技术，量化各输入变量对最终预测结果的影响程度，生成可读性强的解释报告。这些解释信息可通过可视化仪表盘等形式呈现，帮助业务人员理解模型判断的依据。

应构建科学的人机协同决策机制，将算法系统定位为决策支持工具而非完全替代方案。系统负责处理海量数据，生成基于统计规律的预测结果与补货建议，而业务人员结合对市场环境、促销节奏、突发事件等非结构化信息的判断，对系统输出进行审慎评估与必要调整。同时，建立反馈闭环机制，将业务人员的调整行为作为新的训练信号输入模型，用于后续的参数优化与结构迭代，实现算法能力与业务经验的双向演进。

## 5.3. 构建动态适应机制并面向智能供应链未来演进

预测模型的有效性本质上依赖于其对现实商业环境的适应能力。市场需求受宏观经济波动、消费偏好迁移、技术变革与突发事件等多重因素影响，呈现出高度的非平稳性与不确定性。基于历史数据训练的模型在环境稳定时期表现良好，但当遭遇结构性变化，如重大政策调整、社会突发事件或消费趋势快速更迭时，原有规律可能迅速失效，导致预测偏差扩大。对于新品类、新品牌或新市场进入等缺乏历史数据支持的场景，模型难以建立有效的学习路径，面临初始阶段的预测困境。这些问题反映出当前预测系统在泛化能力与动态学习机制方面的局限性，要求企业构建更具弹性的技术架构与管理机制。

未来，预测性库存管理不应局限于单一功能模块的优化，而应作为智能供应链体系的核心组成部分，向端到端集成方向发展。预测系统可逐步融合上游供应商的产能信息、中游物流网络的运力状态以及下游终端消费者的实时反馈，形成覆盖全链条的协同预测网络。

从更长远的视角看，智能化供应链的演进不仅是技术工具的升级，更是企业运营范式的根本转变。它要求企业具备系统思维，将需求预测、生产计划、库存控制、物流调度与客户服务等环节进行深度融合，打破传统职能分割的管理模式。未来的竞争将不再局限于单个企业的效率，而是整个供应链网络的协同能力与韧性水平。电商平台需以预测性库存管理为切入点，持续积累数据资产、优化算法能力、完善组织机制，逐步构建具备自我学习、动态调整与全局优化能力的智能运营体系，从而在日益复杂多变

的市场环境中保持持续的竞争优势。

## 参考文献

- [1] 艾洲. 基于物联网技术的电力物资防伪追踪溯源系统设计与实现[J]. 广西电力, 2024, 47(3): 50-56.
- [2] Lu, H.B. and Xue, C.X. (2023) Research on the Construction Method of Application Mechanism for Supply Chain Inventory Management from the ERP Perspective. *China Storage & Transport*, No. 5, 195-196.
- [3] 赵一奇. 基于大数据分析的实时供应链库存优化策略研究[J]. 中国物流与采购, 2024(15): 63-64.
- [4] 曹鸣科. 物资储备中人工智能管理的思考[J]. 中国粮食经济, 2024(9): 46-48.
- [5] 刘裕阳, 张雨霏, 李鑫, 等. 基于 CNN-BiLSTM 的共享单车站点级用车需求预测[J/OL]. 控制工程, 1-7. <https://doi.org/10.14107/j.cnki.kzgc.20240098>, 2025-12-01.
- [6] 何玉龙. 大数据技术在汽车配件企业库存管理中的应用[J]. 商业 2.0, 2025(22): 166-168.
- [7] 田新昊. 大数据技术在供应链管理中的应用[J]. 电子技术, 2025, 54(1): 334-335.
- [8] 朴明杰, 张冬冬, 卢鹄, 等. 基于改进 Transformer 的多智能体供应链库存管理方法[J]. 计算机科学, 2025, 52(S1): 198-207.