

doi: 10.3969/j.issn.1007-7375.230259

# 基于需求不确定性的数据驱动库存管理研究综述

邵思淇<sup>1</sup>, 钟远光<sup>1</sup>, 陈植<sup>2</sup>, 李延希<sup>1</sup>

(1. 华南理工大学 工商管理学院, 广东 广州 510645; 2. 香港中文大学 深圳研究院, 广东 深圳 518172)

**摘要:** 随着高质量数据的日益丰富、机器学习技术的持续进步以及计算能力的显著提升, 数据驱动库存管理正迎来前所未有的发展机遇。然而, 目前学术界对于这一新兴领域的研究进展尚缺乏全面系统的综述。本研究运用文献计量方法, 深入分析了 183 篇学术论文, 并通过科学知识图谱的可视化方式, 全面展示了该领域的研究现状。从大数据和运营管理的双重视角出发, 总结归纳了数据驱动库存管理在需求信息、基本模型和基本方法 3 个方面的研究成果。重点从需求不确定性和特征数据的角度介绍了 4 种库存管理模型: 单变量数据驱动报童模型、单变量数据驱动动态库存模型、多特征数据驱动报童模型和多特征数据驱动动态库存模型。在此基础上, 梳理了 6 种主要的数据驱动决策方法, 包括贝叶斯方法、鲁棒优化方法、样本均值近似方法、分位数回归方法、操作统计方法和机器学习方法。最后, 本研究从数据驱动库存管理方法与工具层面, 以及面临的难点与应用热点层面, 提出了未来研究的方向与建议, 旨在为相关领域的研究者和实践者提供有益的参考和启示, 推动数据驱动库存管理领域不断发展。

**关键词:** 数据驱动; 库存管理; 报童; 动态库存; 研究综述

中图分类号: F403.6; F253.4

文献标志码: A

文章编号: 1007-7375(2024)03-0001-11

## A Review of Data-driven Inventory Management Based on Demand Uncertainty

SHAO Siqu<sup>1</sup>, ZHONG Yuanguang<sup>1</sup>, CHEN Zhi<sup>2</sup>, LI Yanxi<sup>1</sup>

(1. School of Business Administration, South China University of Technology, Guangzhou 510645, China;

2. Shenzhen Research Institute, The Chinese University of Hong Kong, Shenzhen 518172, China)

**Abstract:** In recent years, with the increasing abundance of high-quality data, continuous development of machine learning techniques and significant improvements of computational capabilities, data-driven inventory management is experiencing unprecedented development opportunities. However, comprehensive and systematic reviews of research advances in this emerging field are currently lacking. In this study, an in-depth analysis of 183 academic papers is conducted using bibliometrics, and the state of the art in this field is visualized through scientific knowledge graphs. Then, the research results of data-driven inventory management from the perspectives of big data and operation management are summarized and synthesized in three aspects: demand information, basic models and basic methods. Essentially, this paper introduces four inventory management models from the perspectives of demand uncertainty and feature data: univariate data-driven newsvendor model, univariate data-driven dynamic inventory model, multi-feature data-driven newsvendor model and multi-feature data-driven dynamic inventory model. On this basis, six main data-driven decision-making methods are summarized: Bayesian analysis, robust optimization, sample average approximation, quantile regression, operation statistics and machine learning. Finally, future research directions and suggestions are discussed from the perspectives of methodologies, tools, challenges, and application hotspots in data-driven inventory management, aiming to provide valuable references and insights for researchers and practitioners in the relevant fields, and to foster the continuous development of data-driven inventory management.

**Key words:** data-driven; inventory management; newsvendor; dynamic inventory; literature review

收稿日期: 2023-12-26

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (72325011, 72321001)

作者简介: 邵思淇 (1998—), 女, 四川省人, 硕士研究生, 主要研究方向为物流与供应链管理。

通讯作者: 李延希 (1997—), 男, 广东省人, 博士研究生, 主要研究方向为运营管理。Email: bmlxy@mail.scut.edu.cn

库存管理是现代企业运营管理 (operation management, OM) 的核心环节, 是企业协调供给和需求的主要手段, 也是企业的核心竞争力。同时, 企业库存作为企业资产最重要的部分, 开发科学并且高效的库存管理方法对企业的生产经营具有重要意义。随着经济全球化和市场竞争的加剧, 需求不确定性已成为库存管理实践和研究面临的重大挑战。对于企业而言, 转变传统管理模式、加快新产品的研发并响应顾客的个性化要求有助于提高其核心竞争力。例如, 苹果公司在短时间内推出新的电子设备以吸引客户并保持其竞争优势; Zara 等快时尚产业为快速响应顾客的喜好频繁更新服装款式等。在当今数字化时代, 数据已经成为企业和技术创新的核心, 不同类型的数据, 包括结构化和非结构化数据, 都可以进行深入分析和挖掘, 帮助企业更全面地了解市场和内部运营。数据驱动作为一种方法论已成为运营管理和运筹学的研究前沿之一, 它通过采集、分析和应用大量数据进行决策和行动。近年来, 数据的爆炸式增长, 以及大数据分析方法和机器学习技术的快速发展, 为 OM 领域开发基于高需求不确定性下的数据驱动决策模型提供了新的机会。

经典的库存模型通常假设需求分布已知或服从一个假定的概率分布, 通过两步法来解决这类问题, 即先估计给定需求分布的参数, 再求解基于该分布的优化问题 (模型驱动)。但这一假设在实践中几乎不成立, 主要原因是决策者几乎不知道真实的需求分布, 仅能获得关于需求的历史数据以及可能影响需求的特征数据 (如天气状况、季节、价格和促销活动等)。为了克服这个问题, 决策者开始致力于研究数据驱动的新方法, 提出直接基于可用数据的库存管理决策方式, 而不必依赖于特定的需求分布假设。经典的报童问题通过考虑需求不确定性来最大化销售利润。Ding 等<sup>[1]</sup>根据可获得的需求信息刻画了 3 个版本的报童问题: 1) 假设需求分布已知的报童问题; 2) 需求分布未知的报童问题, 即当需求量超过销售量时, 需求也是完全可观测的; 3) 存在删失数据的需求分布未知报童问题, 即当需求量超过销售量时, 需求信息不能够被全部观测到, 或只可能被部分观测到。传统报童模型通常假设相关的需求分布及其参数是外生给定且已知的, 关于此类问题的综述参见文献<sup>[2]</sup>。当需求分布未知时, 决策者根据不同的需求信息及特征数据对报童模型进行扩展并研究相应的求解方法, 如基于鲁棒优化的

数据驱动决策方法、基于统计理论的数据驱动决策方法和基于机器学习算法的数据驱动决策方法等。另一方面, 在模型驱动的研究中, 需求估计和库存优化被看作两个独立的问题, 导致需求估计阶段会产生相应的估计误差, 从而可能影响库存决策, 不能保证在库存决策阶段得到最优解。因此, 将需求估计和库存决策整合为一个优化问题的数据驱动方法近年来受到了 OM 领域的广泛关注。Huber 等<sup>[3]</sup>基于需求估计、库存优化及集成估计和优化 3 个层次评估了数据驱动方法的影响, 并通过数值实验表明, 在大多数情况下数据驱动的方法在现实数据集上优于模型驱动的方法。现阶段, 库存管理研究聚焦于需求不确定下的模型建立及方法求解, 其研究范式逐渐从传统的模型驱动决策方式转变为数据驱动决策方式。

当前社会发展进入大数据时代, 大量高质量数据的日益丰富、机器学习算法的持续进步和计算能力的显著提升为解决数据驱动库存管理提供了新的契机和有效手段, 但目前尚缺乏对数据驱动库存管理研究进展的综述。为了解数据驱动库存管理研究现状, 本文全面归纳总结了数据驱动库存管理研究进展, 并指出未来研究方向。

本文采用文献计量的方法对 183 篇学术论文进行描述性统计分析, 并通过文献作者、地区和引文等科学知识图谱可视化地展示该领域的研究现状。从大数据和运营管理视角出发, 总结归纳了数据驱动库存管理在需求信息、基本模型和基本方法 3 个方面的研究结果, 重点从需求不确定性和特征数据的角度介绍了 4 种库存管理模型: 单变量数据驱动报童模型、单变量数据驱动动态库存模型、多特征数据驱动报童模型和多特征数据驱动动态库存模型。在此基础上, 梳理了 6 种主要的数据驱动决策方法: 贝叶斯方法、鲁棒优化方法、样本均值近似方法、分位数回归方法、操作统计方法及机器学习方法。最后, 基于数据驱动的库存管理方法与工具层面及数据驱动的库存管理难点和应用热点层面指出未来的研究方向。

## 1 文献统计分析

为了使读者对基于需求不确定性的数据驱动库存管理问题的研究进展有总体的直观了解, 本节采用文献计量的方法对检索到的相关主题文献进行描述性统计分析, 并通过文献作者、地区和引文等科

学知识图谱可视化地展示该领域的研究现状。使用的数据库是 Web of Science 和 Scopus, 检索文献的发表时间限定为 2010 年 1 月 1 日至 2023 年 12 月 31 日。检索关键词分为两组, 第一组是 data、data driven; 第二组是 inventory、inventory management、newsvendor、dynamic inventory。在两组中分别选取一个关键词来组合检索, 然后把检索结果按相关度排列。两组关键词有 8 种组合, 对每个数据库的每一种关键词组合检索到的结果都选取其中的前 150 篇, 然后把检索结果进行汇总。最后对这些文献进行去重处理, 并通过阅读标题、摘要排除无关的文献, 确定了与本文主题高度相关的 183 篇文献。

### 1.1 载文量分析

数据驱动库存管理的研究最早可追溯到 20 世纪。从图 1 可以发现, 在 2018 年及以前, 每年的文献量都不超过 10 篇; 近年来, 特别是从 2019 年至今, 相关的文献量逐渐增长; 随着数据在管理决策中的重要性越来越高, 2022 年的文献量达到了 32 篇。图 2 统计了使用数据驱动方法的论文在所有库存管理论文中的占比。其中每年库存管理论文数量都在 100 篇左右, 具体的数值是通过在数据库 Web of Science 和 Scopus 中分别搜索 4 个关键词 inventory、inventory management、newsvendor、dyn-

amic inventory, 然后汇总、去重、筛选后得到。由图 2 可见, 从 2019 年开始, 使用数据驱动方法的论文所占的比例明显提高。可见数据驱动库存管理相关的研究正处于蓬勃发展的阶段。

### 1.2 发表期刊分析

表 1 列出了发表相关论文至少 3 篇的期刊和所属学科类别。大部分文献都选自 SCI 期刊 (二区及以上), 其中也不乏选自 UTD24 期刊的文献, 这说明所选的论文质量比较高。从表 1 中可以发现, 数据驱动库存管理的文章主要发表在运筹与管理科学类期刊上, 但同时在工业工程、计算机、交通等领域的期刊也有发表。由此可见, 数据驱动库存管理的研究呈现出很强的学科交叉特点, 以运筹与管理科学的理论作为基础, 辅以计算机科学、交通等其他领域的技术, 使得研究更加深入和专业化。

表 1 不同期刊发表的论文数量

Table 1 Number of papers published in different journals		
期刊	类别	论文量
International Journal of Production Economics	工程、运筹与管理科学	20
Operations Research	运筹与管理科学	13
International Journal of Production Research	工程、运筹与管理科学	11
Production and Operations Management	工程、运筹与管理科学	8
European Journal of Operational Research	运筹与管理科学	7
Computers & Operations Research	计算机、工程、运筹与管理科学	6
Management Science	运筹与管理科学	6
Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour	交通	6
Computers & Industrial Engineering	计算机、工程	5
Accident Analysis & Prevention	交通、环境、健康	4
IEEE Access	电信、计算机、工程	4
Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review	交通、经济	4
Manufacturing & Service Operations Management	运筹与管理科学	3
Omega-International Journal of Management Science	运筹与管理科学	3
其他期刊 (每种期刊的论文量小于 3 篇)		83
总计		183

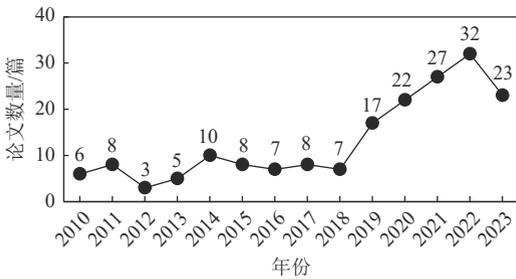


图 1 数据驱动库存管理逐年论文数量

Figure 1 Annual number of papers on data-driven

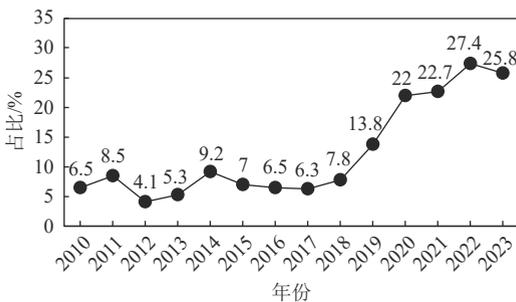


图 2 数据驱动论文在库存管理论文中的逐年占比

Figure 2 Annual proportion of data-driven papers in inventory management papers

### 1.3 作者合作网络分析

世界各国的学者对数据驱动库存管理的研究都比较重视, 图 3 列举了发表论文数量排名前 8 的国家。美国和中国的学者在这个领域上参与的文献量明显领先, 分别达到了 59 篇与 50 篇。随着全球化的不断加深, 学术上的国际合作也越来越频繁。图 4 采用 VOSviewer 软件展示了至少参与了 3 篇文

献的国家之间的合作情况。图中节点的大小表示该国家学者参与的文献被引用量，节点之间的连线表示这两个国家的学者有合作，线越粗代表合作越多。从图中可以发现，中美两国的学者合作最频繁（共 9 次），美国学者参与的文献被引用量最多（2 847 次），加拿大（1 283 次）、英国（1 111 次）、中国（987 次）3 个国家紧随其后。

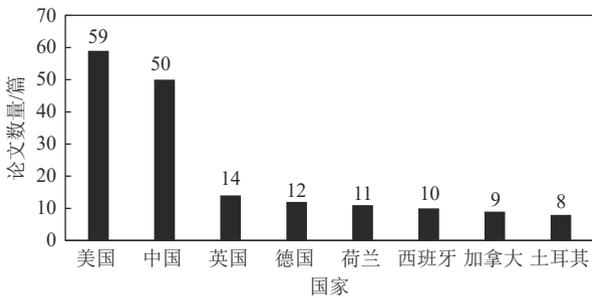


图 3 各国学者发表的论文数量

Figure 3 Number of papers published by scholars from different countries

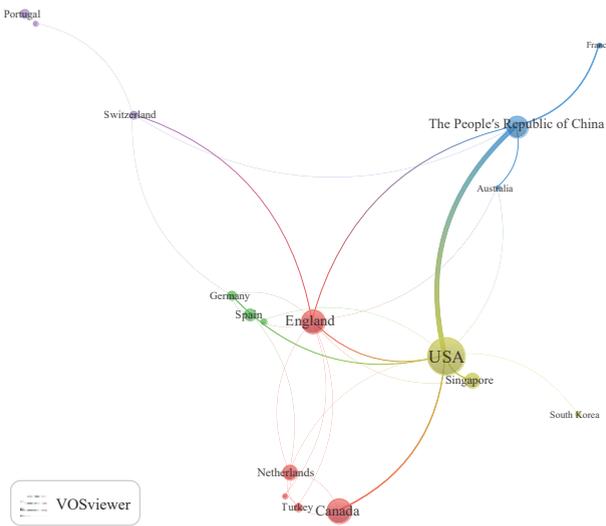


图 4 各国学者的合作图谱

Figure 4 Collaboration network of scholars from different countries

### 1.4 作者引文分析

引文图谱可以反映领域内文献引用的情况，并揭示数据驱动库存管理的研究中最具有影响力的作者。图 5 选取在 183 篇文献中至少参与了其中 2 篇的作者，统计他们之间的引文关系。其中，作者节点的大小表示被引用量，不同的颜色表示聚类的结果，用以区分不同的研究方向或类型。从图中可见，被引用最多的作者有麻省理工学院的 Levi、慕尼黑工业大学的 Minner、帝国理工工商学院的 Ban 等，他们的引用量都超过 100 次。

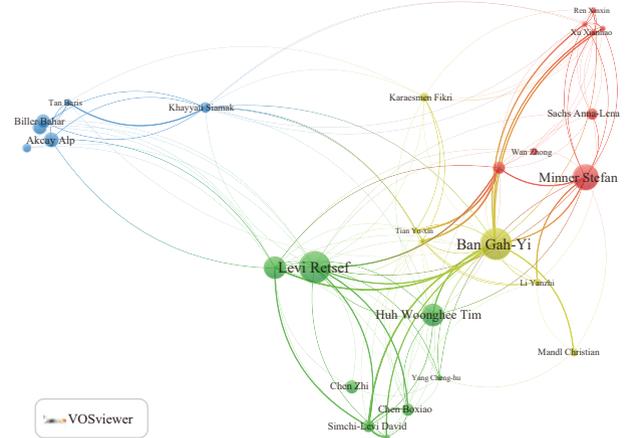


图 5 各学者的引文图谱

Figure 5 Citation network of scholars

## 2 数据驱动主题分析

通过考察数据驱动库存管理的相关文献发现，该领域的研究已经取得了一些成果，但目前其研究主题较为繁杂。如从产品性质上划分有常规品和易逝品等；从数据来源上划分有线下数据和线上数据等；从模型上划分有参数模型和非参数模型等；从决策方式上划分有顺序决策和集成决策等；从应用场景上划分有销售与市场的分析和产品的开发与创新等；从风险类型划分有库存决策风险和库存日常管理风险等。因此，有必要对这些文献进行更深入的系统梳理和回顾，以提取该领域研究的系统框架和科学问题。本节从大数据和运营管理视角出发，基于需求不确定性和需求删失数据 (demand information is censored, DIC) 层面，对数据驱动库存模型和数据驱动决策方法进行主题分析。

### 2.1 需求信息

经典的库存管理理论通常假设需求是确定的，或者服从一个假定的概率分布。然而，决策者可能需要在不完全了解需求分布的情况下作出决策。本节从需求不确定性和需求删失数据两个方面展开关于历史需求数据及销售数据的不确定性库存管理研究。

#### 2.1.1 需求不确定性

需求不确定性是供应链管理实践和研究面临的重大挑战。在当代供应链中，由于历史数据的有限性和客户对新产品需求的不可预知性，需求预测呈现出高度的不确定性。Corlu 等<sup>[4]</sup>提供了关于需求参数不确定性的影响如何随历史需求数据的长度、单位短缺成本与单位持有成本之比以及产品需求的分

布特征而变化的见解。Prak等<sup>[9]</sup>提出了一个将需求不确定性纳入库存模型的框架,以减轻参数估计的不确定性,并探讨了供应约束下的产品需求。现有文献中针对需求不确定性建模方法可归纳为3大类。当需求分布未知时,文献中最常用的贝叶斯方法通常假设需求分布属于潜在的某一分布参数族。在这种方法下,决策者对需求信息的获取是有限的,仅知道潜在需求所属的分布族,但对其参数是不确定的。例如,Scarf<sup>[6]</sup>假设需求分布属于指数族和值域族的情形;Azoury<sup>[7]</sup>假设需求分布已知,需求分布的参数可从先验假设中动态学习。另一种数据驱动方法假设需求分布的部分信息已知,决策者在构造的不确定集内选择最优鲁棒决策。例如,Scarf<sup>[8]</sup>假设需求分布的均值和方差已知的,在满足给定均值和方差下的所有分布中确定最坏情况下的最大期望利润和最优订货量;Perakis等<sup>[9]</sup>提出了一种鲁棒的方法来处理带有部分需求信息的库存管理问题,并推导出最小化报童最大后悔值的订货量。还有一种数据驱动方法,不假设需求分布的任何信息,基于历史需求数据或同时结合影响需求的特征数据。例如,Levi等<sup>[10]</sup>从真实分布中抽取一组独立随机样本,分析了随机问题的样本均值近似解;Takeuchi等<sup>[11]</sup>利用经验数据代替需求分布,提出了一种通用的分位数回归方法。

### 2.1.2 需求删失数据

在许多面临需求不确定性供应匹配问题的零售商中,缺货是一个常见且成本很高的问题。当出现销售损失和缺货时,需求观测受到删失数据的影响。需求删失数据是指在实际市场销售过程中出现的需求大于现有库存,使得商品无法满足消费需求,从而引起市场需求信息不能够被全部观测到或只可能被部分观测到的市场现象。决策者必须仅根据历史销售数据,在每个时期作出订货决策。在早期的工作中,Nahmias<sup>[12]</sup>考虑了损失销售库存系统中需求分布参数的估计问题。Agrawal等<sup>[13]</sup>针对负二项分布,提出了一种补偿未观测到的销售损失的参数估计方法。Ding等<sup>[14]</sup>研究表明可观测的销量损失报童问题可退化为一组单期问题,而不可观测的销量损失报童问题需要进行动态分析,并采用贝叶斯马尔可夫决策过程模型研究了不可观测的销售损失对最优策略的影响。Lu等<sup>[14]</sup>考虑了销售损失不可观测的易逝品多期库存系统。Huh等<sup>[15]</sup>研究了具有损失销售和瞬时补货的随机库存规划。Huh等<sup>[16]</sup>

基于DIC和Kaplan-Meier估计器创建了自适应数据驱动的随机库存控制策略。Sachs等<sup>[17]</sup>基于数据驱动的方法,通过无分布模型解决了带有删失需求观测的报童问题。Lariviere等<sup>[18]</sup>研究表明,在存在删失数据的情况下,缺货可能不如库存剩余更受欢迎,因为后者提供了比前者更准确的需求信息。尽管更多单位的库存增加了库存积压的可能性,从而增加了当期的成本,但减少了需求观测受到删失数据的影响,从而提高了未来时期需求估计的准确性。

## 2.2 数据驱动库存模型

报童模型的简洁性使其成为发展新方法论见解的良好模型。此外,在大数据环境下,随着获取、存储和处理大量数据成本的大幅降低,决策者不仅可以获得关于需求的历史数据,还可以获取可能影响需求的特征数据(如天气状况、季节、价格、促销活动等)。因此,根据是否考虑报童问题以及是否使用特征数据,将现有数据驱动库存管理文献的模型分为以下4类:单变量数据驱动报童模型、单变量数据驱动动态库存模型、多特征数据驱动报童模型和多特征数据驱动动态库存模型。

### 2.2.1 单变量数据驱动报童模型

单变量数据驱动报童模型假设需求分布未知,决策者只能基于需求的历史数据作决策。Scarf<sup>[8]</sup>研究了只知道需求分布的均值和方差的单周期报童问题,并优化了所有具有该性质的分布在最坏情况下的利润。Perakis等<sup>[9]</sup>研究了只有需求分布的部分信息(如均值、方差、对称性、单峰性等)已知的报童模型。Levi等<sup>[19]</sup>研究了单周期报童模型和它的多周期扩展模型。Zheng等<sup>[20]</sup>通过考虑需求预测更新和供应限制对传统报童模型进行了扩展。Godfrey等<sup>[21]</sup>基于抽样方法构造了凹的分段线性逼近序列以优化报童模型。Carrizosa等<sup>[22]</sup>在一个结合了时间依赖和易于处理的鲁棒优化场景下探讨了单变量报童问题。

### 2.2.2 单变量数据驱动动态库存模型

当需求随时间变化时,可进一步考虑动态库存模型,该模型允许每个时间段内的最优库存策略随时间变化。Taube等<sup>[23]</sup>研究了单变量数据驱动的多项目多层次排序模型。Çimen等<sup>[24]</sup>基于近似动态规划算法研究了多产品单级库存模型。Akçay等<sup>[25]</sup>提出了一种联合估计输入模型和输出性能度量的模拟复制算法库存系统。Giannoccaro等<sup>[26]</sup>开发了基于马尔可夫决策过程、强化学习和模拟集成的方法来管

理供应链各个阶段的库存决策。Hekimoğlu 等<sup>[27]</sup>开发了一种处理非平稳供应风险的程序以解决具有随机提前期和中断风险的库存系统。Kara 等<sup>[28]</sup>研究了随机需求和确定提前期下的易逝品库存管理系统。Liu 等<sup>[29]</sup>考虑了在需求的大幅波动和快速变化的市场环境下的贝叶斯动态规划问题。Perez 等<sup>[30]</sup>研究了单变量在每个时间段都受到不确定的固定消费者需求影响的多期集中库存系统。

### 2.2.3 多特征数据驱动报童模型

随着高质量数据的可获得性、机器学习算法及计算能力的提升,决策者不仅能获得关于需求的历史数据,还可以获得大量潜在的特征数据,如天气状况、季节、价格和促销活动等,以提高数据的使用率,进而决定最优库存。Ban 等<sup>[31]</sup>提出了基于特征变量的经验风险最小化原则 (empirical risk minimization, ERM) 算法的报童模型。Beutel 等<sup>[32]</sup>利用计量经济学的基本结果进行因果需求预测和误差估计,提出了一个需求估计和安全库存规划的集成框架。Oroojlooyjadid 等<sup>[33]</sup>基于深度学习开发了一种新方法来解决具有多特征的数据驱动报童问题。Huber 等<sup>[3]</sup>提出了基于机器学习的数据驱动报童问题解决方案。Zhang 等<sup>[34]</sup>提出了基于特征信息优化产品需求量的监督学习法来解决多特征数据驱动报童问题。

### 2.2.4 多特征数据驱动动态库存模型

目前,多特征数据驱动动态库存模型的研究聚焦于机器学习方法和集成决策,并基于历史需求数

据及特征数据获得最优库存决策。Bertsimas 等<sup>[35]</sup>将 5 种常见的非参数机器学习方法,即 K-近邻回归法、核优化法、局部回归法、分类回归树法和随机森林法,应用于数据驱动集成决策的整体框架上,并基于历史样本的特征数据为历史样本分配权重,以构造条件期望分布,最后通过真实数据验证了该框架算法的优越性。Bertsimas 等<sup>[36]</sup>将该框架扩展到多阶段动态优化模型,并证明了当样本数据量趋于无穷时,所得的结果仍然是渐近最优的。Clausen 等<sup>[37]</sup>基于 ERM 算法制定了大数据驱动的多特征动态库存模型,并设计了机器学习算法来求解该模型。

## 2.3 数据驱动决策方法

表 2 呈现了与数据驱动库存管理综述相关的部分文献研究,概述了基于不同需求信息的数据驱动库存管理研究所使用的主要方法和模型,便于论文分类和方法识别。通过考察数据驱动库存管理的相关文献,本文总结归纳了 6 种主要的数据驱动决策方法:贝叶斯 (Bayesian analysis, BA) 方法、鲁棒优化 (robust and data-driven optimization, RDO) 方法、样本均值近似 (sample average approximation, SAA) 方法、分位数回归 (quantile regression, QR) 方法、操作统计 (operation statistics, OS) 方法和机器学习 (machine learning, ML) 方法。根据是否假设需求分布的信息,可将数据驱动库存管理的方法分为参数方法和非参数方法两类。参数方法假设需求分布属于潜在的某一分布的参数族,或假设需求

表 2 所选研究的方法和模型概述

Table 2 Overall descriptions of selected methods and models

文献	需求信息	特征数据	模型	方法
Azoury <sup>[7]</sup>	假设需求分布属于某一分布参数族	×	动态库存模型	BA
Ban 等 <sup>[31]</sup>	不假设需求分布的任何信息	√	动态库存模型	QR、ML
Bertsimas 等 <sup>[35]</sup>	不假设需求分布的任何信息	√	动态库存模型	ML、OS
Beutel 等 <sup>[32]</sup>	不假设需求分布的任何信息	√	动态库存模型	ML、OS
Cheung 等 <sup>[38]</sup>	不假设需求分布的任何信息	×	报童模型	SAA
Cao 等 <sup>[39]</sup>	不假设需求分布的任何信息	×	报童模型	QR、ML
Ding 等 <sup>[1]</sup>	假设需求分布属于某一分布参数族	×	动态库存模型	BA
Godfrey 等 <sup>[21]</sup>	不假设需求分布的任何信息	×	报童模型	CAVE <sup>1)</sup>
Huber 等 <sup>[3]</sup>	不假设需求分布的任何信息	√	动态库存模型	SAA、QR、ML
Levi 等 <sup>[10]</sup>	不假设需求分布的任何信息	×	报童模型	SAA
Qiu 等 <sup>[40]</sup>	假设需求分布的部分信息已知	×	动态库存模型	RDO
Taylor <sup>[41]</sup>	假设需求分布的任何信息	×	报童模型	QR、ML
Zhang 等 <sup>[42]</sup>	假设需求分布的部分信息已知	√	报童模型	RDO
Zhang 等 <sup>[34]</sup>	不假设需求分布的任何信息	×	报童模型	ML、OS

1) CAVE 表示凹自适应价值估计方法。

分布的部分信息已知, 通过计算其后验分布, 不断更新未知参数, 或从特定的分布模糊集中找出最优鲁棒决策, 如贝叶斯方法、鲁棒优化方法等。非参数方法不假设需求分布的任何信息, 通过不断学习, 实现需求改进最优策略, 如样本均值近似方法、分位数回归方法和操作统计方法等。

### 2.3.1 贝叶斯方法

贝叶斯动态库存模型将需求学习与贝叶斯框架下的库存决策结合, 通常可建模为一个多维状态空间的动态规划问题。在参数方法下, 可选择估计未知参数或为未知参数选择先验分布, 并应用贝叶斯分析方法整合可用的需求数据。Scarf<sup>[6]</sup>、Karlin<sup>[43]</sup>和Iglehart<sup>[44]</sup>研究了当需求分布具有未知参数且属于指数族和极差族时的动态库存策略更新问题, 证明了自适应的临界值策略是最优的。尽管贝叶斯方法为动态需求更新提供了严格的框架, 但由于其大量的计算需求, 通常很难实现。Azoury<sup>[47]</sup>给出了在贝叶斯更新下寻找最优策略的条件, 并将其归结为求解带有一维状态空间的随机动态规划问题。Lovejoy<sup>[45]</sup>提供了贝叶斯模型和指数平滑模型都适用的统一框架, 并将其应用于具有参数自适应需求过程的库存模型。Ding等<sup>[1]</sup>假设需求服从一族分布, 然后利用该假设通过数据驱动的贝叶斯方法确定分布参数, 以建立最优订货策略。Akçay等<sup>[25]</sup>提出了模拟复制算法对未知输入模型进行建模, 该方法建立在非参数贝叶斯输入模型的基础上, 使决策者免于对输入模型的函数形式作任何限制性假设。Liu等<sup>[29]</sup>研究了决策者如何使用贝叶斯方法在动态学习需求及市场规模的同时协调其动态定价和库存管理策略。

### 2.3.2 鲁棒优化方法

鲁棒优化通过保证参数在最坏情况下解的可行性和最优性来解决需求不确定性问题。对于需求分布由前两阶矩(均值和方差)刻画的报童问题, Scarf<sup>[8]</sup>给出了经典的鲁棒优化算法; Bertsimas等<sup>[46]</sup>提出了一种基于鲁棒优化的一般方法来解决随机需求下供应链的优化控制问题。为了克服经典鲁棒优化方法的保守性缺点, Perakis等<sup>[9]</sup>提出了一种鲁棒的方法来处理带有部分需求信息的库存管理问题, 并推导出最小化报童最大后悔值的订货量; Georghiou等<sup>[47]</sup>发展了鲁棒对偶动态规划的方法来解决多阶段优化问题; Qiu等<sup>[40]</sup>利用支持向量聚类(support vector

clustering, SVC)方法从可用数据中构造不确定性集合, 提出了一种鲁棒的多产品库存优化方法; 孙月等<sup>[48]</sup>针对不确定市场需求, 基于SVC方法建立了带有预算约束的交叉销售多产品库存鲁棒优化模型; 邱若臻等<sup>[49]</sup>基于鲁棒优化准则研究了风险规避型零售商在需求分布不确定下的库存优化问题; Zhang等<sup>[42]</sup>为基于特征的报童模型开发了一个分布鲁棒优化策略, 该策略平衡了订购量相对特征变化和期望成本之间的关系; Carrizosa等<sup>[22]</sup>将具有时间依赖性的无需求分布设计集成到鲁棒优化方法中; Chen等<sup>[50]</sup>采用分布鲁棒优化方法研究了同时考虑需求和产量随机性的基本随机报童模型; Lu等<sup>[51]</sup>讨论了鲁棒优化在处理模型不确定性、丰富决策准则、生成结构化结果和计算等方面的优点。

### 2.3.3 样本均值近似方法

在数据驱动库存管理领域中经常使用到的非参数数据驱动方法是样本均值近似方法, 该方法最早由Kleywegt等<sup>[52]</sup>提出。样本均值近似方法被用来解决两类随机优化问题。第一类问题是用采样逼近复杂但已知的目标函数, 由此得到的样本近似导致了一个确定性的等价问题如整数规划, 该问题是有限的, 但可能由于样本容量而导致维数较大。对于两阶段随机整数规划问题, 已有一些关于样本均值近似解精度概率界的分析结果。SAA方法用于解决的第二类问题是用样本估计未知的目标函数。Levi等<sup>[19]</sup>分析了样本均值近似解对于报童问题的精确性, 并给出了其相对后悔超过阈值的概率上界。随后, Levi等<sup>[10]</sup>针对数据驱动的容量约束库存控制问题对SAA方法的性能进行了分析。Cheung等<sup>[38]</sup>将SAA方法应用于有容量限制的库存控制问题, 在任意精度要求和预先给定的置信概率下, 建立了SAA方法以达到近似最优期望成本所需样本数量的上界。Halman<sup>[53]</sup>则基于样本的动态规划模型, 设计和分析了非线性报童模型的近似方案。

### 2.3.4 分位数回归方法

在报童问题中最优解是需求分布的某个分位数, 因此, 可将其建模为分位数回归模型, 其方式类似于Bertsimas等<sup>[46]</sup>的经验分位数模型。Taylor<sup>[41]</sup>提出了利用神经网络的非参数方法进行分位数回归以估计多期收益的条件概率分布。Cao等<sup>[39]</sup>提出了一个预测时间序列分位数的单步框架以确定报童问题及其多周期扩展环境下的库存水平。Takeuchi

等<sup>[11]</sup>提出了一种通用的 QR 方法, 导出了一个二次规划问题, 并给出了估计量的界和收敛性证明。Cannon<sup>[54]</sup>基于分位数回归神经网络 (quantile regression convolutional neural network, QRNN) 模型为概率回归提供了一种灵活的非线性且非参数方法。除了 QRNN 模型, 其他类型的灵活非线性回归模型也被应用在分位数回归背景下, 如 Takeuchi 等<sup>[11]</sup>基于核 (kernel method, KM) 方法给出了分位数回归的一个非参数模型。

### 2.3.5 操作统计方法

在操作统计方法中, 最优订货量是从历史需求数据和特征数据中直接估计出来的, 该方法以先验期望利润最大化的方式估计最优订货量。需求估计和优化被集成到一个单一模型中, 属于非参数方法。Lariviere 等<sup>[18]</sup>提出了运营统计量, 使得优化和估计可以同时执行, 从而达到更好的数据驱动决策效果。Beutel 等<sup>[32]</sup>在报童模型中加入了需求的线性回归函数, 将序贯估计和优化两个步骤整合到一个单一的优化模型中。虽然该方法属于集成决策方法, 但基于模拟数据和实际数据的实验结果表明, 该方法很容易导致得出的服务水平低于目标服务水平。Zhang 等<sup>[34]</sup>将神经网络集成到报童模型中, 并将该方法与数据驱动的其他方法进行了分析和比较。Hekimoğlu 等<sup>[27]</sup>通过马尔可夫过程对随机元进行建模, 研究了可以处理随机提前期和中断的库存控制模型, 并将其集成到原有的求解算法中。

### 2.3.6 机器学习方法

机器学习方法是通过训练在大量的数据中找出输入与输出变量的函数关系, 它的优势在于可以直接对抽象的函数关系进行拟合。根据是否对函数的形式作出假设, 可将基于数据驱动的机器学习方法分为参数方法 (如线性回归、逻辑回归和感知机等) 和非参数方法 (如支持向量机、神经网络和决策树等) 两类。Ban 等<sup>[31]</sup>开创性地将机器学习方法应用于库存优化问题, 采用的参数方法是基于经验风险最小化原则的机器学习方法及核权重优化方法, 研究了与多个特征有关的数据驱动报童问题。Huber 等<sup>[3]</sup>提出了基于机器学习和分位数回归的数据驱动求解算法。Bertsimas 等<sup>[35]</sup>将特征数据与非参数机器学习方法结合以制定最优库存决策。深度学习即深度神经网络作为一种非参数的机器学习方法, 其特点在于不依赖于预设的参数模型来进行学习和预测。

Oroojlooyjadid 等<sup>[33]</sup>基于深度学习的算法, 根据需求数据的特征来优化所有产品的订单数量。强化学习是机器学习中的另一个领域, 它与动态规划和马尔可夫过程在理论上是相关联的, 处理的是参数化的策略。Nguyen 等<sup>[55]</sup>、Giannoccaro 等<sup>[26]</sup>较早地将强化学习方法引入到库存管理中。此后, Kara 等<sup>[28]</sup>基于强化学习研究了具有随机需求和固定提前期的易逝品的库存管理问题。Wang 等<sup>[56]</sup>更新了强化学习方法以解决基于观测到的单变量需求数据的库存管理问题。

### 2.3.7 其他方法

在计算机科学中还有几种先进的非参数方法用于解决需求分布未知的库存管理问题, 如在线优化、竞争分析、凹自适应价值估计 (concave adaptive value estimation, CAVE) 算法和随机梯度算法等。目前, 结合专家意见的在线预测已应用于研究多周期报童问题, 该方法旨在开发与专家基准集竞争的算法, 如弱聚 (weak aggregating algorithm, WAA) 算法。Zhang 等<sup>[57]</sup>采用专家意见中基于在线学习方法对两产品多周期的报童问题进行了研究。Wang 等<sup>[58]</sup>将具有一个决策变量的 WAA 算法扩展为一个二维问题, 该算法是一种基于预测理论的在线学习方法, 并附有专家建议。另外一个比较重要的方法是凹自适应价值估计算法, 该方法基于抽样利用补偿函数在定义域内不同点处的样本梯度构造了一个凹的分段线性逼近序列, 以评估报童模型的成本函数。Godfrey 等<sup>[21]</sup>基于抽样使用 CAVE 算法来确定易逝品的最优报童订货策略。Bookbinder 等<sup>[59]</sup>利用自助 (bootstrap) 法估计需求分布的临界分位数。此外, Huh 等<sup>[16]</sup>基于 Kaplan-Meier 估计开发了类似的 SAA 算法用来处理截断需求的报童问题。Burnetas 等<sup>[60]</sup>利用截尾需求样本来寻找需求分布的临界分位数, 开发了库存易腐时的自适应订货和定价算法。Powell 等<sup>[61]</sup>基于随机次梯度信息, 提出利用可分的分段线性逼近序列来求解不可微的随机优化问题。

## 3 未来研究展望

通过梳理数据驱动库存管理的相关文献发现, 现有文献具有特征数据使用不充分、数据分析方法利用不足、需求预测不准确等局限性。本节从大数据和运营管理视角出发, 基于数据驱动的库存管理

方法和工具层面, 以及数据驱动的库存管理难点和应用热点层面指出未来的研究方向。

### 3.1 基于数据驱动的库存管理方法与工具层面

数据驱动报童模型和数据驱动动态库存模型的库存管理方法是非常活跃的研究领域, 可在多个方向上进行扩展。首先, 可开发基于机器学习方法的需求预测系统以识别传统时间序列方法无法检测到的模式, 并纳入和分析潜在的大量特征(如天气状况、季节、价格和促销活动等)。对于分步的需求估计和库存优化解决方案, 可基于深度学习和强化学习进一步扩展到解决复杂的多级问题或评估多周期和多产品环境中的关系。另一个扩展方向是对分位数回归及机器学习解决方案中的损失函数进行修改, 以考虑缺货替代、空间和预算约束等因素对成本的影响。此外, 还可以进一步扩展鲁棒优化方法, 开发可靠的数据驱动解决方案以避免罕见和过度保守的情况。数据驱动集成方法在何时优于两步法现有文献尚不明确, 故可基于倍差法、凸分析和凸优化等工具对不同模型的不同方法进行评估。当前很多库存管理研究都还停留在理论层面, 研究方法的落实依赖于较强的假设条件。因此, 从大数据和运营管理角度, 建立评估数据驱动模型有效性和实用性的评价体系已成为现实需要。

### 3.2 基于数据驱动的库存管理难点和应用热点层面

机器学习、深度学习和强化学习等方法的主要优点是对输入非常灵活, 能够自然地处理大型数据集, 并不需要对需求分布进行限制性假设。但该方法的一个缺点是模型缺乏可解释性, 这使得解释结果预测的合理性变得更加困难。因此, 如何构建可解释的黑箱模型是数据驱动库存管理的难点问题。目前, 基于在线动态库存、易逝品库存、定价与库存联合决策和考虑决策行为与风险态度都是数据驱动库存管理研究的应用热点。库存管理在对冲需求和供应风险, 以及缓冲供应链中断等方面发挥着关键作用。结合数据驱动的库存管理方法在实现库存预置、多源采购、灵活反应能力和供应合同等库存策略方面的应用是未来的热点方向。

## 4 结语

经过深入研究与分析发现, 数据驱动的供应链库存管理领域正在蓬勃发展, 并为未来的研究工作提供了丰富的机遇。然而, 在实际应用中, 该领域

仍面临诸多亟待解决的新问题与新挑战。为了全面了解该领域的研究现状, 本文首先采用文献计量方法对 183 篇学术论文进行描述性统计分析, 并利用科学知识图谱, 以可视化方式展示了该领域文献作者、地区和引文等方面的分布情况。然后, 从大数据和运营管理视角出发, 总结归纳了数据驱动库存管理在需求信息、基本模型和基本方法 3 个方面的研究结果, 重点从需求不确定性和特征数据的角度介绍了单变量数据驱动报童模型、单变量数据驱动动态库存模型、多特征数据驱动报童模型和多特征数据驱动动态库存模型这 4 种库存管理模型。在此基础上, 梳理了 6 种主要的数据驱动决策方法, 包括贝叶斯方法、鲁棒优化方法、样本均值近似方法、分位数回归方法、操作统计方法和机器学习方法。最后, 基于数据驱动的库存管理方法与工具层面, 以及数据驱动的库存管理难点和应用热点层面, 指出未来的研究方向。

### 参考文献:

- [1] DING X, PUTERMAN M L, BISI A. The censored newsvendor and the optimal acquisition of information[J]. *Operations Research*, 2002, 50(3): 517-527.
- [2] QIN Y, WANG R, VAKHARIA A J, et al. The newsvendor problem: review and directions for future research[J]. *European Journal of Operational Research*, 2011, 213(2): 361-374.
- [3] HUBER J, MÜLLER S, FLEISCHMANN M, et al. A data-driven newsvendor problem: from data to decision[J]. *European Journal of Operational Research*, 2019, 278(3): 904-915.
- [4] CORLU C G, BILLER B, TAYUR S. Driving inventory system simulations with limited demand data: insights from the newsvendor problem[J]. *Journal of Simulation*, 2019, 13(2): 152-162.
- [5] PRAK D, TEUNTER R. A general method for addressing forecasting uncertainty in inventory models[J]. *International Journal of Forecasting*, 2019, 35(1): 224-238.
- [6] SCARF H E. Some remarks on Bayes solutions to the inventory problem[J]. *Naval Research Logistics Quarterly*, 1960, 7(4): 591-596.
- [7] AZOURY K S. Bayes solution to dynamic inventory models under unknown demand distribution[J]. *Management Science*, 1985, 31(9): 1150-1160.
- [8] SCARF H E. A min-max solution of an inventory problem[M]. Santa Monica: Rand Corporation, 1957.
- [9] PERAKIS G, ROELS G. Regret in the newsvendor model with partial information[J]. *Operations Research*, 2008, 56(1): 188-203.
- [10] LEVI R, PERAKIS G, UICHANCO J. The data-driven newsvendor problem: new bounds and insights[J]. *Operations*

- Research, 2015, 63(6): 1294-1306.
- [11] TAKEUCHI I, LE Q V, SEARS T D, et al. Nonparametric quantile estimation[J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2006, 7: 1231-1264.
- [12] NAHMIAS S. Demand estimation in lost sales inventory systems[J]. *Naval Research Logistics*, 1994, 41(6): 739-757.
- [13] AGRAWAL N, SMITH S A. Estimating negative binomial demand for retail inventory management with unobservable lost sales[J]. *Naval Research Logistics*, 1996, 43(6): 839-861.
- [14] LU X, SONG J, ZHU K. Analysis of perishable-inventory systems with censored demand data[J]. *Operations Research*, 2008, 56(4): 1034-1038.
- [15] HUH W T, RUSMEVICHIENTONG P. A nonparametric asymptotic analysis of inventory planning with censored demand[J]. *Mathematics of Operations Research*, 2009, 34(1): 103-123.
- [16] HUH W T, LEVI R, RUSMEVICHIENTONG P, et al. Adaptive data-driven inventory control with censored demand based on Kaplan-Meier estimator[J]. *Operations Research*, 2011, 59(4): 929-941.
- [17] SACHS A L, MINNER S. The data-driven newsvendor with censored demand observations[J]. *International Journal of Production Economics*, 2014, 149: 28-36.
- [18] LARIVIERE M A, PORTEUS E L. Stalking information: Bayesian inventory management with unobserved lost sales[J]. *Management Science*, 1999, 45(3): 346-363.
- [19] LEVI R, ROUNDY R O, SHMOYS D B. Provably near-optimal sampling-based policies for stochastic inventory control models[J]. *Mathematics of Operation Research*, 2007, 32(4): 821-839.
- [20] ZHENG M, WU K, SHU Y. Newsvendor problems with demand forecast updating and supply constraints[J]. *Computers & Operations Research*, 2016, 67: 193-206.
- [21] GODFREY G A, POWELL W B. An adaptive, distribution-free algorithm for the newsvendor problem with censored demands, with applications to inventory and distribution[J]. *Management Science*, 2001, 47(8): 1101-1112.
- [22] CARRIZOSA E, OLIVARES-NADAL A V, RAMÍREZ-COBO P. Robust newsvendor problem with autoregressive demand[J]. *Computers & Operations Research*, 2016, 68: 123-133.
- [23] TAUBE F, MINNER S. Data-driven assignment of delivery patterns with handling effort considerations in retail[J]. *Computers & Operations Research*, 2018, 100: 379-393.
- [24] ÇIMEN M, KIRKBRIDE C. Approximate dynamic programming algorithms for multidimensional flexible production-inventory problems[J]. *International Journal of Production Research*, 2017, 55(7): 2034-2050.
- [25] AKCAY A, CORLU C G. Simulation of inventory systems with unknown input models: a data-driven approach[J]. *International Journal of Production Research*, 2017, 55(19): 5826-5840.
- [26] GIANNOCCARO I, PONTRANDOLFO P. Inventory management in supply chains: a reinforcement learning approach[J]. *International Journal of Production Economics*, 2002, 78(2): 153-161.
- [27] HEKIMOĞLU M, VAN DER LAAN E, DEKKER R. Markov-modulated analysis of a spare parts system with random lead times and disruption risks[J]. *European Journal of Operational Research*, 2018, 269(3): 909-922.
- [28] KARA A, DOĞAN I. Reinforcement learning approaches for specifying ordering policies of perishable inventory systems[J]. *Expert Systems with Applications*, 2018, 91: 150-158.
- [29] LIU J, PANG Z, QI L. Dynamic pricing and inventory management with demand learning: a Bayesian approach[J]. *Computers & Operations Research*, 2020, 124: 105078.
- [30] PEREZ H D, HUBBS C D, LI C, et al. Algorithmic approaches to inventory management optimization[J]. *Processes*, 2021, 9(1): 102.
- [31] BAN G Y, RUDIN C. The big data newsvendor: practical insights from machine learning[J]. *Operations Research*, 2019, 67(1): 90-108.
- [32] BEUTEL A L, MINNER S. Safety stock planning under causal demand forecasting[J]. *International Journal of Production Economics*, 2012, 140(2): 637-645.
- [33] OROOJLOOYJADID A, SNYDER L V, TAKÁČ M. Applying deep learning to the newsvendor problem[J]. *IIE Transactions*, 2020, 52(4): 444-463.
- [34] ZHANG Y, GAO J. Assessing the performance of deep learning algorithms for newsvendor problem[C]//Neural Information Processing: 24th, International Conference, ICONIP 2017. Cham: Springer, 2017: 912-921.
- [35] BERTSIMAS D, KALLUS N. From predictive to prescriptive analytics[J]. *Management Science*, 2020, 66(3): 1025-1044.
- [36] BERTSIMAS D, MCCORD C. From predictions to prescriptions in multistage optimization problems[EB/OL]. (2019-04-26)[2023-12-26]. <https://arxiv.org/abs/1904.11637>.
- [37] CLAUSEN J B B, LI H. Big data driven order-up-to level model: application of machine learning[J]. *Computers & Operations Research*, 2022, 139: 105641.
- [38] CHEUNG W C, SIMCHI-LEVI D. Sampling-based approximation schemes for capacitated stochastic inventory control models[J]. *Mathematics of Operations Research*, 2019, 44(2): 668-692.
- [39] CAO Y, SHEN Z. Quantile forecasting and data-driven inventory management under nonstationary demand[J]. *Operations Research Letters*, 2019, 47(6): 465-472.
- [40] QIU R, SUN Y, FAN Z, et al. Robust multi-product inventory optimization under support vector clustering-based data-driven demand uncertainty set[J]. *Soft Computing*, 2020, 24(9): 6259-6275.
- [41] TAYLOR J W. A quantile regression approach to estimating the distribution of multiperiod returns[J]. *The Journal of Derivatives*, 1999, 7(1): 64-78.
- [42] ZHANG L, YANG J, GAO R. Optimal robust policy for feature-based newsvendor[J]. *Management Science*, 2024, 70(4):

- 2315-2329.
- [43] KARLIN S. Dynamic inventory policy with varying stochastic demands[J]. *Management Science*, 1960, 6(3): 231-258.
- [44] IGLEHART D L. The dynamic inventory problem with unknown demand distribution[J]. *Management Science*, 1964, 10(3): 429-440.
- [45] LOVEJOY W S. Myopic policies for some inventory models with uncertain demand distributions[J]. *Management Science*, 1990, 36(6): 724-738.
- [46] BERTSIMAS D, THIELE A. A robust optimization approach to inventory theory[J]. *Operations Research*, 2006, 54(1): 150-168.
- [47] GEORGHIOU A, TSOUKALAS A, WIESEMANN W. Robust dual dynamic programming[J]. *Operations Research*, 2019, 67(3): 813-830.
- [48] 孙月, 邱若臻. 交叉销售下基于支持向量聚类的数据驱动多产品库存鲁棒优化模型[J]. *中国管理科学*, 2022, 30(2): 156-168.
- SUN Yue, QIU Ruozhen. Support vector clustering-based data driven robust optimization model for multi-product inventory problem with cross-selling[J]. *Chinese Journal of Management Science*, 2022, 30(2): 156-168.
- [49] 邱若臻, 苑红涛, 黄小原. 基于似然估计的零售商库存鲁棒均值-风险模型[J]. *中国管理科学*, 2016, 24(8): 123-131.
- QIU Ruozhen, YUAN Hongtao, HUANG Xiaoyuan. Robust mean-risk model for retailer inventory problem based on likelihood estimation[J]. *Chinese Journal of Management Science*, 2016, 24(8): 123-131.
- [50] CHEN Z, XIE W. Regret in the newsvendor model with demand and yield randomness[J]. *Production and Operations Management*, 2021, 30(11): 4176-4197.
- [51] LU M, SHEN Z. A review of robust operations management under model uncertainty[J]. *Production and Operations Management*, 2021, 30(6): 1927-1943.
- [52] KLEYWEGT A J, SHAPIRO A, HOMEM-DE-MELLO T. The sample average approximation method for stochastic discrete optimization[J]. *SIAM Journal on Optimization*, 2002, 12(2): 479-502.
- [53] HALMAN N. Provably near-optimal approximation schemes for implicit stochastic and sample-based dynamic programs[J]. *INFORMS Journal on Computing*, 2020, 32(4): 1157-1181.
- [54] CANNON A J. Quantile regression neural networks: implementation in R and application to precipitation downscaling[J]. *Computers & Geosciences*, 2011, 37(9): 1277-1284.
- [55] NGUYEN T T, NGUYEN N D, NAHAVANDI S. Deep reinforcement learning for multiagent systems: a review of challenges, solutions, and applications[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2020, 50(9): 3826-3839.
- [56] WANG J, LI X, ZHU X. Intelligent dynamic control of stochastic economic lot scheduling by agent-based reinforcement learning[J]. *International Journal of Production Research*, 2012, 50(16): 4381-4395.
- [57] ZHANG Y, VOVK V, ZHANG W. Probability-free solutions to the non-stationary newsvendor problem[J]. *Annals of Operations Research*, 2014, 223(1): 433-449.
- [58] WANG R, GAN X, QIU T, et al. An extended weak aggregating algorithm for a two dimensional data-driven multi-stage newsvendor problem[J]. *Expert Systems with Applications*, 2024, 238: 121992.
- [59] BOOKBINDER J H, LORDAHL A E. Estimation of inventory re-order levels using the bootstrap statistical procedure[J]. *IIE Transactions*, 1989, 21(4): 302-312.
- [60] BURNETAS A N, SMITH C E. Adaptive ordering and pricing for perishable products[J]. *Operations Research*, 2000, 48(3): 436-443.
- [61] POWELL W, RUSZCZYŃSKI A, TOPALOGLU H. Learning algorithms for separable approximations of discrete stochastic optimization problems[J]. *Mathematics of Operations Research*, 2004, 29(4): 814-836.

(责任编辑: 孟晓燕)