
编号 _____

中国运筹学会科学技术奖 运筹应用奖申报表

申报项目 电商供应链运营优化决策支持系统
研发与实施


申报人 周伟华

所在单位 浙江大学

电子邮件地址 larryzhou@zju.edu.cn

填 表 说 明

- 1.本表需打印完成，可到中国运筹学会网站（www.orsc.org.cn）下载。
- 2.申报单位：委托或承担本项目的单位。
- 3.封面编号由中国运筹学会应用奖评奖委员会统一填写。
- 4.项目预期目标：项目合同规定的目标，如拟解决的问题，预期达到的经济或社会效益指标。
- 5.技术方案概述：指项目内涵的运筹学问题，难度和挑战，采取的分析方法或建立的模型，技术创新点，取得的应用效果等。
- 6.主要成果和贡献：如解决了什么实际问题，提高了系统效率，提高了应用单位的成本效益等。
- 7.效益评价：指可以证明的经济效益或社会效益。
- 8.应用单位意见：应用单位对本项目的评语，对成果的客观评价。
- 9.表格中未包括的需说明的事项，可另文报送。

申报人	周伟华	身份证号码	320222197611226136		
学历	博士	学位	博士		
专业专长	物流与供应链管理	专业技术职务	教授		
单位名称	名称	浙江大学			
	通讯地址	杭州市余杭塘路 866 号	邮码	310027	
	联系电话	13858100365	传真		
	电子信箱	larryzhou@zju.edu.cn	手机	13858100365	
项目委托单位(甲方)	淘天有限公司				
项目执行单位(乙方)	浙江大学				
项目预期目标					
1. 项目背景					
<p>阿里巴巴淘天集团的自营零售业务致力于让广大消费者能够以合理的价格享用到有品质保障的商品，提高生活质量。其供应链和物流运营的主要职能是订购商品并利用自有物流网络将商品及时地配送给消费者。在整个物流网络内，每天有 150+辆货车在 100+条线路上将 10000+SKU，1000000+件库存运输到其他仓库，数十万的物流人员辛苦作业将不计其数的包裹送到消费者手上。</p> <p>电商行业营销节奏快，由此驱动的需求不确定性非常高。促销驱动的销量可能会突然爆发几十倍，甚至上百倍。但其供应链及物流业务流程长且复杂，涉及运营决策和操作多，流程中也随时可能出现各种不确定性，如供应商因突发事件无法及时将库存入库，物流仓库因为某种原因需要限时运行。这对供应链和物流管理工作在响应时间和决策质量方面提出了更高的要求，传统的管理方式已经不适用。</p> <p>综上所述，淘天集团希望能够运用先进的互联网技术与数学方法，加强环节控制，提高运营效率。根据现实业务需求，部署合理的仓储物流网络，制定最优的库存管理策略，提升服务水平、提升物流时效，降低运营成本，从而提升淘天自营零售效率，为消费者和品牌带来更多价值。</p>					
2. 项目目标:					
1) 建立一套供应链库存决策支持系统，实现供应链各节点货物补货、调补的智能决策，实现决策自动化和计划动态调整，有较强的可用性，提升货品在架					

率，优化库存成本。

- 2) 建立一套物流管理决策支持系统，制定网络优化、履约计划，及时响应消费者需求，降低物流成本。
- 3) 建立多个算法引擎，其中包括但是不限于数据驱动算法引擎、基于不确定集描述的算法引擎和大规模优化算法引擎，提升核心业务指标（履约时效、库存周转、在架率、成本），并且满足多个不同的业务目标和策略。
- 4) 建立一套结合信息系统和算法能力的业务流程，充分发挥系统自动化能力和算法智能决策的能力。

3. 项目应用范围：

- 1) 项目应用于淘天集团自营零售业务、淘天集团技术部等与供应链管理相关的部门及团队。
- 2) 项目应用于网络规划、补货、调拨、数据分析等业务领域。

4. 预期达到的收益：

通过供应链和物流管理系统的高效数据处理，快速计划和响应能力，充分利用历史订单、运力、地理信息、车型等数据，提供满足业务需求的最佳方案。用户在完成必要信息配置后，有系统产出计划，再结合流程做必要的调整或完全自动化下发，通过对系统的配置修改，选择合理的策略，可以快速响应业务变化，做出新的调整。该项目预期可以为淘天集团带来以下收益：

- 1) 降低成本：通过合理的安排仓网结构、入仓方式、补货和调拨计划，降低物流成本和库存持有成本。
- 2) 提升购物体验：通过合理的仓网规划和品仓部署，结合高频补货和调拨能力完成货品前置，大大提升了消费者的当/次日达率和满意度。
- 3) 提效业务流程：通过对补调业务流程的深入探索及算法能力优化，极大改善补货、调拨计划下发的自动化率，实现业务流程的简化，提升运营效率。
- 4) 提升竞争力：通过供应链算法能力和产品能力建设，持续带来零售行业成本的降低、体验的优化和运营效率的改善，进而提升零售行业的竞争壁垒和领先优势。

项目技术方案概述

1. 整体项目方案概述：

问题背景：淘天集团的自营零售业务依托建立在全国范围内的多层级仓网结构，将库存分布在全国范围内，满足消费者对于订单履约时效的要求。这其中自营零售供应链团队需要决策在哪个地区设立仓库，仓库和仓库之间的覆盖关系是什么；需要决策多个层级网络下，每个仓库中 SKU 的补货量；以及考虑物流约束下的可以发出的库存量是多少。

方案设计：为了支持上述运营流程的实施和落地，淘天集团将有关决策问题分解为网络优化、补货计划、调拨计划等；自营零售的供应链团队要为这几个核心模块提供完整的系统化解决方案，为供应链和物流运营提供自动化决策，提升决策效率和质量。

项目组成：基于上述业务需求和方案规划，本项目凝练了 3 个运筹学问题，分别对应为以下三个子项目：

- 多层级网络优化项目
- 中心仓-前置仓库存补货算法项目
- 前置仓调拨算法项目

以下我们分别论述上述 3 个运筹学项目的技术方案。

2. 多层级网络优化项目技术方案概述

1) 项目内涵的运筹学问题

淘天集团作为中国最大的电商平台，其主要业务是为广大商户提供电商服务，但近年来淘天集团开始开展自营零售业务。在供应链网络建设方面，淘天集团希望从全平台角度提升全体消费者购物体验，降低供应链总成本。而自营电商则要更多自身业务出发，改善自营业务的消费者体验和运营成本。因此，集团和自营业务的决策体现出多主体决策的特点。

在供应链场景中，集团通常要决定每类设施（中心仓、区域仓和前置仓）的数量以及在哪些位置开设这些设施，而自营业务部门则要根据集团的规划选择利用哪些仓库来开展自营电商业务。除此之外，淘天集团和自营业务之间还有很多其他类

似的多主体决策任务。淘天集团希望寻求一种通用、高效的求解算法，解决一系列相关问题。

综上考虑，项目团队针对双主体的决策优化问题，构建了大规模双层整数优化模型，并研究其高效求解算法。

● 运筹学问题

以淘天集团与自营业务共同决策的供应链网络规划问题为例。作为领导者的淘天集团需要做出选址和数量决策（ x -上层决策变量），目标是提升全平台消费者体验最大化；作为跟随者的自营电商需要根据集团的规划选择利用哪些仓库（ y -下层决策变量）开展自营业务，目标是实现自营电商收益最大化。基于这个问题，项目团队构建了一个通用的大规模双层整数线性规划模型（BILP）。具体的数学模型如下：

$$\begin{aligned} \max_{x,y} \zeta &= c^T x + d_1^T y \\ \text{s. t. } &A_1 x + B_1 y \leq b_1, \\ &0 \leq x \leq X, \\ &x \in \mathbb{Z}^{n_1}, \\ &y \in \operatorname{argmax}_{\tilde{y}} \{d_2^T \tilde{y} : A_2 x + B_2 \tilde{y} \leq b_2, 0 \leq \tilde{y} \leq Y, \tilde{y} \in \mathbb{Z}^{n_2}\}, \end{aligned}$$

其中 $A_1 \in \mathbb{Q}^{m_1 \times n_1}, A_2 \in \mathbb{Z}^{m_2 \times n_1}, B_1 \in \mathbb{Q}^{m_1 \times n_2}, B_2 \in \mathbb{Z}^{m_2 \times n_2}, b_1 \in \mathbb{Q}^{m_1}, b_2 \in \mathbb{Z}^{m_2}, c \in \mathbb{Q}^{n_1}, d_1 \in \mathbb{Q}^{n_2}, d_2 \in \mathbb{Q}^{n_2}, X \in \mathbb{Q}^{n_1}$ 和 $Y \in \mathbb{Q}^{n_2}$ 是有限有理数或整数。

从模型构建看，这个通用模型并非一个新的问题，其已经被研究数十年。但到目前为止，已有的成果主要是针对小型或中型实例的精确算法研究，像淘天集团的大规模网络的规划问题，还没有高效的求解方法。

2) 难度和挑战

● 不同决策主体之间的目标冲突性

淘天集团一方面要把控资金支出，另一方面要提高服务设施网络效用，提升服务水平等等。而下属相关职能部门作为服务设施的建造者和运营管理者，更倾向于追求运营效益最大化，从而更好地维系服务设施的运营和管理。结合实际决策场景分析，淘天集团和自营电商运营部门的共同决策过程属于斯塔克尔伯格博弈。本文结合服务设施网络优化的特性和决策主体之间的斯塔克尔伯格博弈机制，利用离散双层规划对双决策主体下带有补贴的服务设施网络优化问题进行建模。

- **服务设施网络效用函数建模的复杂性**

由于实际问题中，服务设施的网络效用函数复杂而难以刻画。虽然结合历史数据可构造黑箱模型对网络效用函数进行仿真，实现网络构造方案输入、网络效用值输出的度量模式，但是缺乏网络效用模型的解析性描述，给网络优化方案的设计造成一定的阻碍。如何利用数据驱动方法结合黑箱模型，根据具体服务设施特性对网络效用进行定性分析与定量分析相结合的方法，从而对服务设施网络效用函数准确构建，是解决服务设施网络优化研究的关键。

- **大规模离散双层规划算法设计的挑战性**

由于双层线性规划问题(上、下层模型均为线性规划)是 NP 难问题。离散双层规划的可行域往往具有非凸性质，非常复杂并且难以刻画，因此离散双层规划的求解一直以来都是优化算法设计领域的难题。尤其在实际问题中，服务设施和需求点的数量往往比较庞大，导致对应的离散双层规划问题规模很大，这对算法的设计思想和求解效率都是巨大的考验。如何设计高效的精确算法求解大规模离散双层规划问题是双决策主体下服务设施网络优化研究的关键。

3) 采取的分析方法或建立的模型:

我们设计了一个新的高效算法-增强分支定界算法去求解这个大规模整数优化模型，并建立了一些收敛性分析等理论性质。我们提出一个新的增强分支规则 (Enhanced Branching Rule)，这个规则一个有效割，具有良好的理论性质，同时可以保证大大降低解空间的维数，从而大大提升大规模整数优化问题的求解效率。将这种方法应用在供需网络优化中可以大大提升收益，降低物流成本。这个模型与算法具有一定的普适性，不仅为电商平台的供应网络服务设施选址与调整提供解决方案，也可以公共医疗服务网络、资源分配应急管理网络等领域提供解决方案。

算法概要步骤如下:

该算法以参数集 $(A_1, A_2, B_1, B_2, b_1, b_2, c, d_1, d_2, X, Y)$ 作为输入，输出 BILP 的一个有希望的解 (x^*, y^*, ζ^*) 。如果实例不可行，算法输出 $(x^* = \emptyset, y^* = \emptyset, \zeta^* = -\infty)$ 。参数 z^j 用于记录节点 j 的松弛问题的目标值，用于定界目的。OPT 被设置为算法中的一个指示器，表明输出的潜在精确性。也就是说，如果算法终止时 OPT 保持为 1，则输出结果保证是最优的。此外，参数 N 用于指定分枝定界树中的活动节点数

量。

算法步骤

步骤 0 (初始化): 创建根节点 $B(l^1, u^1, w^1)$, 其中 $l^1 = -\infty, u^1 = \infty, w^1 = -\infty$ 。

初始化 $x^* = \emptyset, y^* = \emptyset, \zeta^* = -\infty, N = 1, OPT = 1$ 和 $z^1 = \infty$ 。转到步骤 1。

步骤 1 (节点管理): 对于所有 $k \in \{1, \dots, N\}$, 如果 $z^k \leq \zeta^*$ 或 $l^k \not\leq u^k$, 则移除节点 k 。更新 N 为剩余节点的数量。

步骤 2 (放松): 解决松弛问题 $\mathcal{R}(\hat{l}, \hat{u}, \hat{w})$ 。

步骤 3 (下层问题): 解决 $\mathcal{L}(x^R)$ 。令 y^L 表示 $\mathcal{L}(x^R)$ 的最优解。

步骤 4: (根据步骤 3 的结果进行调整)。

步骤 5 (增强分枝规则): 创建 $(q_1 - r)$ 个新节点问题, 将 N 增加 $(q_1 - r)$, 并返回步骤 1。对于 $k = 1, \dots, q_1, k \neq s_t, t = 1, \dots, r$, 节点 $(N + k)$ 的特征由 $(l^{N+k}, u^{N+k}, w^{N+k}, z^{N+k})$ 定义, 其中:

$$l_j^{N+k} = \begin{cases} (b_2 - B_2 y^L)_j + 1 & \text{if } j = k, q_1, \dots, q_H, \\ \hat{l}_j & \text{otherwise;} \end{cases}$$

$$u_j^{N+k} = \begin{cases} \min\{(b_2 - B_2 y^L)_j, \hat{u}_j\} & \text{if } j = 1, \dots, k-1, j \notin \{s_1, \dots, s_T\}, \\ (A_2 x^R)_j - 1 & \text{if } j = s_1, \dots, s_T, \\ \hat{u}_j & \text{otherwise;} \end{cases}$$

$$w^{N+k} = \begin{cases} d_2^T y^L & \text{if } k = m_2 + 1, \\ \hat{w} & \text{otherwise;} \end{cases}$$

$$z^{N+k} = c^T x^R + d_1^T y^R.$$

然后, 我们确立了算法的有限终止性和正确性。由于我们假设变量是离散和有界的, 我们增强的分枝定界算法的有限终止性自然得到保证。

4) 方法和技术的创新点

- 构建求解双决策主体下服务设施网络优化问题的新方法, 设计创新性的均衡网络规划方案, 以解决淘天集团和自营电商服务设施运营优化目标冲突的决策难题, 为规划服务设施网络建设、改善服务水平区域分布不均匀、提升服务水平开辟新的途径。
- 提出结合数据驱动方法和分支定界思想的算法体系, 为解决大规模双层离散决策问题提供科学有效的计算方法, 为解决此类复杂管理决策问题提供

新的求解思路。

5) 取得的主要应用效果

- 我们设计的算法可以高效高质量低求解大规模整数优化模型，随着问题规模的增加，我们算法的计算速度和计算质量优势更加显著。对于问题 A 设计的优化求解算法，在已有大规模测试 MIPLIB（这个库包含 80000 维的大规模优化算例）上测试，与已有高效算法相比，我们可以更高效更高质量求解出他们可以求解问题，同时我们还可以在 30 个没有算法可以求解到最优解的算例上测试，我们可以高效高质量求解 25 个。使用淘天集团的测试数据，同样取得的显著效果。
- 项目于 2023 年 9 月份上线。结合业务场景支持天猫自营业务的仓网结构设计，及供应商入仓方式，提升人工运营效率 50%以上，节约供应链成本数百万元。

3. 中心仓-前置仓库易腐品存补货项目技术方案概述

1) 项目内涵的运筹学问题

对于线上零售来说，成本是个很关键的指标。准确的需求预测可以帮助改善库存成本。对于易腐类商品而言，准确的需求了解尤其关键。淘天集团自营零售业务的一个重要组成是易腐类商品的销售，如一些生鲜和食品。淘天集团正利用各区域需求的相关特征信息，如过去的销售数据、人口统计信息和商品的网页浏览量等，帮助预测各区域的需求。淘天易腐品配送网络通常由区域中心仓和前置仓组成。中心仓库每天早上从供应商那里订购产品。订购的产品通常在第二天早晨抵达中心仓库，然后立即分配到各个前置仓。由于淘天集团的商品规模庞大，淘天集团希望寻求一种能利用需求特征的简单且可实施的数据驱动库存策略。

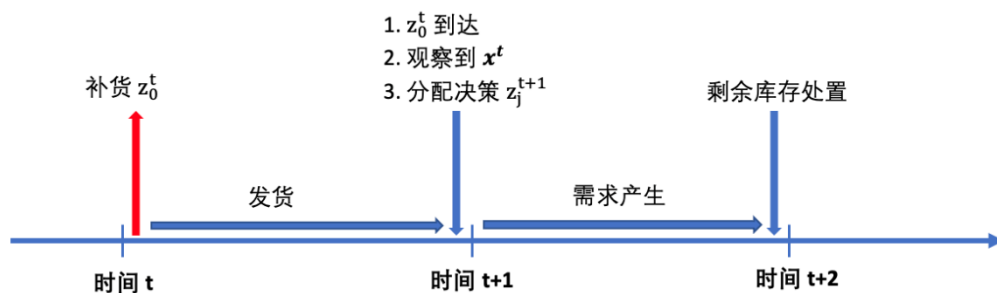
综上考虑，项目团队希望能够设计高效的数据驱动库存，利用历史数据，准确制定中心仓库的订货决策和前置仓的分配决策。

● 运筹学问题

我们考虑由一个中心仓和下游 J 个前置仓构成的分布式库存管理系统，其运营周期为 T 期。为了方便标记，我们使用 $[J]^+$ 和 $[J]$ 分别表示集合 $\{1, 2, \dots, J\}$ 和 $\{0, 1, \dots, J\}$ 。

其中, $j \in [J]$ 表示特定的位置, $j \in [J]^+$ 表示前置仓 j , 而 $j = 0$ 表示中心仓库。前置仓从中心仓库补充库存, 而中心仓库则从外部具有充足库存的供应商处进行补货。前置仓 j 的补货提前期为零 (即隔夜交付), 而中心仓库的提前期为 1 个时期。前置仓面临随机需求, 该需求取决于可观察的外生随机特征, 如天气、温度和商品页面浏览量等。使用 $x_j \in R^{P_j}$ 表示前置仓 j 的需求特征向量, 其中 P_j 表示特征向量的维度。需求特征在前置仓之间是独立的, 并在不同时间期间独立同分布。前置仓的未满足需求会在每个时期结束时损失, 而未售出的多余持有库存也会被处理。对于零售商 j , 每单位持有库存都有持有成本 h'_j , 每单位的损失销售都有失销成本 b_j 。对于中心仓库, 每个时期每单位的多余持有库存都会产生持有成本 h_0 。为了简化问题, 我们可以假设商品的订购成本为零。

我们使用 $t = 1, 2, \dots$ 表示时间索引。需要注意的是, 由于商品的易逝性, 未售出的持有库存不会被携带到下一个时期。对于这样的一个具体库存系统, 其长期平均总成本等价于从中心仓库订货决策开始, 到商品到达下游前置仓满足需求为止的一个再生周期的预期成本。具体而言, 在第 t 期开始时, 中心仓库下达一个订单 z_0^t 。该订单商品将在第 $t + 1$ 期开始时到达中心仓库。紧接着, 决策者观察到会影响第 $t + 1$ 期需求的特征向量 x_j^{t+1} , 并做出对应的分配决策 z_j^{t+1} , 其中 $j \in [J]^+$ 。在这个过程中, 当完成库存分配决策后, 中心仓库中的剩余每单位库存会产生持有成本 h_0 。分配的库存将在第 $t + 1$ 期的开始时派发到各前置仓 j (当天交付)。当库存到达各前置仓后, 需求 $D_j^{t+1}(x_j^{t+1})$ 产生, 对于每单位未售出的库存会产生持有成本 h'_j , 对于每单位失销则会产生失销成本 b_j , 所有这些成本将在第 $t + 1$ 期结束时发生。该模型的事件发生顺序如下图所示:



考虑上述的库存模型, 本项目直接涵盖了一类基础的科学问题-两阶段随机规

划问题（问题 1）。在此基础上，拓展到数据驱动下的优化问题（问题 2）。

● **运筹学科学问题 1. 两阶段随机规划问题**

假设需求函数满足 $D_j^t(x_j^t) = \gamma_j^t + g_j(x_j^t) + \epsilon_j^t$ ，其中 γ_j^t 是一个常数， $g_j(\cdot)$ 是特征的函数， ϵ_j^t 是在时期 t 上独立同分布且关于前置仓 j 相互独立的零均值随机噪声。考虑从时期 t 开始的一个再生周期：在给定已观察到的特征向量 x_j^{t+1} 的情况下，第 $t + 1$ 期的期望库存总成本可以表示为

$$h_0 \cdot z_0^t + \sum_{j=1}^J C_j(z_j^{t+1} | x_j^{t+1}),$$

其中

$$C_j(z_j^{t+1} | x_j^{t+1}) \triangleq \mathbb{E}_{\epsilon_j^{t+1}} \left[-h_0 \cdot D_j^{t+1} + h_j \cdot (z_j^{t+1} - D_j^{t+1}) + (b_j + h_j') \cdot (D_j^{t+1} - z_j^{t+1})^+ | x_j^{t+1} \right],$$

$C_j(z_j^{t+1} | x_j^{t+1})$ 为给定需求特征以及库存分配决策量下前置仓 $j \in [J]^+$ 在第 $t + 1$ 期的期望库存成本且 $h_j \triangleq h_j' - h_0$ 。基于此，对于每一个再生周期 t ，可以构建两阶段的随机规划模型如下。

$$\text{Stage 1: } \min_{z_0^t > 0} h_0 \cdot z_0^t + \mathbb{E}_{x^{t+1}} [G(z_0^t | x^{t+1})],$$

$$\text{Stage 2: } G(z_0^t | x^{t+1}) \triangleq \min_{z_j^{t+1} \geq 0} \sum_{j=1}^J C_j(z_j^{t+1} | x_j^{t+1})$$

$$\text{s. t. } \sum_{j=1}^J z_j^{t+1} \leq z_0^t;$$

$$z_j^{t+1} \geq 0, \text{ for any } j \in [J]^+.$$

在第一阶段的优化问题中，我们需要计算关于特征向量 x^{t+1} 的期望。这是因为在制定第一阶段的补货决策时，决策者并不能观察到 x^{t+1} ，他需要综合考虑所有可能出现的 x^{t+1} 的情况，并以此来决定 z_0^t 。

● **运筹学科学问题 2. 数据驱动下的优化问题**

注意到，上述两阶段随机规划问题的解依赖于特征的随机向量、随机噪声的分布信息，以及需求函数 $g_j(\cdot)$ 。在这些分布信息未知的情况下，如何根据历史的需求与特征数据，制定相应的数据驱动库存补货与分配决策，是我们所考虑的科学问题

2。

2) 难度和挑战

● 维数灾难问题

注意到在该两阶段随机规划模型中，由于第一阶段的决策需要考虑到第二阶段中所有可能的特征实现，因此当特征的维数较高时，求解该优化问题面临维数灾难的问题，这也使得相应的数据驱动算法设计面临挑战。

● 最优分配决策的计算复杂性问题

考虑给定补货决策下的带特征的库存分配问题（即阶段二的决策问题），当下游前置仓数量 J 较大时，此时求解最优的库存分配决策同样面临着计算复杂性的挑战。

3) 采取的分析方法或建立的模型

为了解决该问题，本项目采取了启发式策略的想法。首先利用二阶泰勒展开对各前置仓的成本函数 $C_j(z_j|x_j)$ 在点 $s_j^l(x_j^{t+1}) = F_j^{-1}\left(\frac{b_j}{b_j+h_j'}|x_j^{t+1}\right)$ 处进行近似，其中 $s_j^l(x_j^{t+1})$ 为前置仓 $j \in [J]^+$ 的本地基库存水平，得到 $\tilde{C}_j(z_j|x_j)$ 如下所示：

$$\begin{aligned}\tilde{C}_j(z_j|x_j) &\triangleq C_j(s_j^l|x_j) + C_j'(s_j^l|x_j)(z_j - s_j^l) + C_j''(s_j^l|x_j) \frac{(z_j - s_j^l)^2}{2} \\ &= C_j(s_j^l|x_j) - h_0(z_j - s_j^l) + \frac{(b_j + h_j')f_j(s_j^l|x_j)}{2} (z_j - s_j^l)^2,\end{aligned}$$

其中 C_j' 与 C_j'' 分别表示 C_j 成本函数的一阶导数与二阶导数， $f_j(s_j^l|x_j)$ 表示需求 D_j 在 s_j^l 点处关于 x_j 的条件概率密度。我们用 $\tilde{C}_j(z_j|x_j)$ 代替 $C_j(z_j|x_j)$ ，此时第二阶段的优化问题可以被表示为如下的带约束二次优化问题：

$$\begin{aligned}\tilde{z}_j(z_0, \mathbf{x}) &\triangleq \operatorname{argmin}_{z_j > 0, j \in [J]^+} \sum_{j=1}^J \left[C_j(s_j^l|x_j) - h_0(z_j - s_j^l) + \frac{(b_j + h_j')f_j(s_j^l|x_j)}{2} (z_j - s_j^l)^2 \right] \\ \text{s. t. } &\sum_{j=1}^J z_j \leq z_0.\end{aligned}$$

对于任意前置仓 $j \in [J]^+$ ，我们进一步地定义： $r_j \triangleq \frac{1}{(b_j+h_j')f_j(s_j^l|x_j)}$ ， $\tilde{s}_j^e \triangleq s_j^l + h_0 \cdot r_j$ ， $m_j \triangleq \frac{\tilde{s}_j^e}{r_j}$ ， $\underline{m} \triangleq \min\{m_1, m_2, \dots, m_j\}$ 。这里 \tilde{s}_j^e 可以被视为泰勒展开下的近似层

级基库存水平。不失一般性地，可以根据 m_j 的值对各前置仓按照 m_j 从小到大的顺序进行重新排序，使得 $\underline{m} = m_1 \leq m_2 \leq \dots \leq m_J$ 。

- 在泰勒近似下的库存分配策略如下：

对任意 $k \in [J]^+$ ，定义 $\tilde{a}_k \triangleq \sum_{i=k}^J (\tilde{s}_i^e - m_k \cdot r_i)$ 。给定仓库的库存水平 $z_0 > 0$ 以及观察到的特征信息 \mathbf{x} ，对于任意的前置仓 $j \in [J]^+$ ，库存分配策略 $\tilde{z}_j(z_0, \mathbf{x})$ 可由如下表达式给出：

- ✓ 当 $z_0 > \tilde{a}_1$ 时：

$$\tilde{z}_j(z_0, \mathbf{x}) = \begin{cases} \tilde{s}_j^e - \frac{r_j}{\sum_{j=1}^J r_j} \cdot (\sum_{j=1}^J \tilde{s}_j^e - z_0), & \text{if } z_0 < \sum_{j=1}^J \tilde{s}_j^e; \\ \tilde{s}_j^e, & \text{if } z_0 \geq \sum_{j=1}^J \tilde{s}_j^e. \end{cases}$$

- ✓ 当 $\tilde{a}_{k+1} < z_0 \leq \tilde{a}_k$ 对某个 $k \in [J-1]^+$ 成立时：

$$\tilde{z}_j(z_0, \mathbf{x}) = \begin{cases} 0, & \text{if } j \leq k; \\ \tilde{s}_j^e - \frac{r_j}{\sum_{j=k+1}^J r_j} \cdot (\sum_{j=k+1}^J \tilde{s}_j^e - z_0), & \text{if } j > k. \end{cases}$$

- 同时，在泰勒近似下的中心仓的补货决策如下：

$$\tilde{z}_0 = E_{\mathbf{x}} \left[\sum_{j=1}^J F_j^{-1} \left(\frac{b_j}{b_j + h_j'} \middle| \mathbf{x}_j \right) \right] = \left[\sum_{j=1}^J s_j^l(\mathbf{x}_j) \right].$$

显然地，计算该 \tilde{z}_0 会简单很多，因为我们只需要对每个前置仓 j ，在 $s_j^l(\mathbf{x}_j)$ 上关于 \mathbf{x}_j 求其期望。用 $(\tilde{z}_0, \tilde{z}_j(\tilde{z}_0, \mathbf{x}))$, $j \in [J]^+$ 来表示我们的泰勒近似（TA）策略。

注意到，上述 TA 策略同样依赖于已知随机变量分布信息的基础上。当这些分布信息未知时，我们可以进一步地在仅有历史需求与特征数据的情况下，设计相应的数据驱动策略。其关键在于对未知参数 s_j^l , r_j （即 $f_j(s_j^l | \mathbf{x}_j)$ ），与 \tilde{z}_0 的估计。

数据驱动的泰勒近似策略：具体地，利用线性分位数回归方法对基库存水平 s_j^l 进行估计，用核密度估计方法对条件概率密度函数 $f_j(s_j^l | \mathbf{x}_j)$ 进行估计，用样本平均方法对补货量 \tilde{z}_0 进行估计。用相应的估计量替换泰勒近似策略中的未知参数，即可以得到数据驱动的泰勒近似策略。

4) 方法和技术的创新点

- 利用经典的泰勒展开方法对成本函数进行近似，从而得到具有闭式解结构的 TA 策略。更进一步地，本研究还证明了该启发式策略的理论表现上界：

相较于最优策略，泰勒近似策略下的额外库存总成本的上界为一个常数（不受下游前置仓数量的影响）。因此，即使是在下游前置仓数量很多的情况下，泰勒近似策略仍然具有相当好的表现。注意到，在之前的中心仓-前置仓库存分配问题中，同样有研究利用泰勒展开对问题进行近似求解，但这些研究仅仅在数值上证明了泰勒近似的有效性。我们的研究是第一个从理论角度出发阐释 TA 策略有效的工作。

- **基于闭式解构建相应数据驱动的泰勒近似策略，给出了该数据驱动策略在统计上的一致性保证。**相较于文献中所采用的一般的数据驱动方法，该基于启发式策略的数据驱动方法在具有计算简便性特点的同时，在数值试验以及案例研究中均有非常好的表现。其填补了带特征的中心仓-前置仓易腐品库存模型的数据驱动库存补货与分配决策研究上的空白。

5) 取得的主要应用效果

- 为淘天自营的易腐品库存补货-分配决策提供了新的基于启发式策略的数据驱动智能决策。经测试，与淘天自营之前的基线策略相比，该数据驱动策略可以在某些商品上帮助淘天自营节省约 11%的库存成本。
- 该技术方案成为淘天集团自营技术部门算法团队的技术沉淀，并在此基础上改进，完成端到端的数据驱动的补货算法，其补货策略系统于 2022 年 2 月份落地，上线后与对照组相比提升在架率 1%以上，降低周转接近 40%，为业务潜在带来 GMV 提升数千万元。
- 项目的直接研究成果发表在管理学领域 UTD24 期刊之一的 Management Science 上。

4. 前置仓履单率优化调拨项目技术方案概述

1) 项目内涵的运筹学问题

对于线上零售来说，配送时长是个很关键的指标，该指标直接影响到顾客的购买意愿。淘天自营的配送网络由中心仓、区域仓、前置仓构成的三级体系组成，区域仓和前置仓负责配送对应区域内的顾客订单。在每个区域内，通过将商品库存配置在距离终端顾客更近的前置仓可以加快履单效率，缩短配送时长。

在区域订单履约过程中，每个前置仓负责一个子区域，其余未被前置仓覆盖区域由区域仓负责。每个订单下达后，如果其对应前置仓有库存，则由前置仓履约；如果前置仓缺货但区域仓有库存，则由区域仓履约；否则计为订单流失，即不考虑跨区履约。

淘宝自营每个决策周期需要根据每个区域内区域仓和前置仓的商品库存量，对区域仓向前置仓调拨库存数量进行决策。其主要关注指标有两个：一是前置仓履单率，即所有顾客订单中由前置仓履约的订单所占比例；二是区域订单满足率，即一个区域内订单能被满足的比例。淘天自营已有算法存在两个主要问题：1) 算法以成本为目标，无法反映前置仓履单率指标；2) 算法基于需求预测，未考虑不确定性影响，无法对履单率指标进行优化。

综上考虑，项目团队希望能够设计新的调拨算法，同时优化前置仓履单率和区域订单满足率这两个目标。

本项目涉及的业务场景有两个特点：其一，在履单过程中，无论区域仓还是前置仓履单，都需要经过两个物流阶段（区域仓到前置仓，前置仓到顾客）。这一特点使得两种履单模式的成本差异不大，在优化模型中不需要额外考虑配送成本问题。其二，中心仓向区域仓补货的订单由品牌商履行，而非淘天自营的供应链部门。因此不需要考虑区域仓补货决策，只根据区域已有库存进行前置仓调拨决策。

考虑上述的需求特征，本项目蕴含的运筹学问题如下：

● 运筹学问题

一个区域由 1 个区域仓和若干前置仓构成（前置仓集合记为 \mathcal{N} ）。该区域所有商品集合为 \mathcal{W} ，商品 $w \in \mathcal{W}$ 区域初始总库存为 I^w （不妨假设都在区域仓中）。在给定计划期内，商品 w 在子区域 $i \in \mathcal{N}$ 的随机需求为 D_i^w ，由区域仓直接负责的区域随机需求为 D_R^w 。商家需要决策每个商品 w 由区域仓到前置仓 i 的调拨量 X_i^w 。

优化目标为：

$$\text{区域前置仓履单率} = E \left[\frac{\sum_{w \in \mathcal{W}} (\sum_{i \in \mathcal{N}} (D_i^w \wedge X_i^w))}{\sum_{w \in \mathcal{W}} \sum_{i \in \mathcal{N}} D_i^w} \right]$$

$$\text{区域订单满足率} = E \left[\frac{\sum_w [\sum_i (D_i^w \wedge X_i^w) + (I^w - \sum_i X_i^w) \wedge (\sum_i (D_i^w - X_i^w)^+ + D_R^w)]}{\sum_w [I^w \wedge (\sum_i D_i^w + D_R^w)]} \right]$$

优化目标中 $\sum_{i \in \mathcal{N}} (D_i^w \wedge X_i^w)$ 表示由前置仓履约订单数量， $(I^w - \sum_i X_i^w) \wedge$

$(\sum_i (D_i^w - X_i^w)^+ + D_R^w)$ 表示区域仓履约订单数量， $I^w \wedge (\sum_i D_i^w + D_R^w)$ 表示一个区域可能履单上限，后两者相减为（由于调拨而造成的）区域订单不满足量。

问题约束则包括现有库存约束、线路容量约束、仓库日处理能力约束、仓库容量约束、日调拨产品种类约束、最小调拨量约束等。

考虑到问题的复杂性和需求数据的不稳定性，我们采用单阶段模型，每天动态更新的方式进行建模和求解。

2) 难度和挑战

● 需求预测不准确

在当前业务中，需求预测由复杂的算法完成，主要输出为每个商品在每个仓覆盖区域的日需求量预测。订单实际数据本身变异系数较大，预测结果在（商品-仓-日需求）层面上误差也比较大，难以直接用于前置仓履单率优化。

● 数据量有限

虽然数据量总体规模很大，但到了（商品-仓-日需求）层面数据量十分有限，很多需求量都是 0，限制了方法的选取。

● 调拨计划期不明确

本课题涉及业务不考虑补货决策，因此在调拨计划期的定义上存在困难。计划期设置时间过短会造成将过多库存调入前置仓。如果设置调拨量上限，则一方面该参数同样难以确定，另一方面会造成频繁调拨，增加作业成本。计划期设置时间过长则导致调拨量过低，从而无法提升前置仓履单率。

● 约束目标复杂

前置仓履单率和区域订单满足率这两个指标作为优化目标本身较为复杂，同时涉及多产品和多种容量约束，整体优化问题规模大，在合理时间内求解需要对建模和求解过程进行设计分析。

3) 采取的分析方法或建立的模型

● 模型目标构建

由于原问题是双目标优化问题，我们采用加权的方式进行处理。但原问题目标是带有随机变量的分式，优化比较麻烦，所以我们做了目标转换。这两个目标的分

母都跟决策无关。最大化前置仓履单率等价于最大化前置仓履单数量；最大化区域订单满足率等价于最大化区域订单满足数量，也等价于最小化订单不满足数量。因此我们的目标函数将加权后的前置仓履单数量和订单不满足数量作为优化目标， γ 为权重因子。则目标函数转换为如下形式。

$$\max \sum_w E \left[\sum_{i \in \mathcal{N}} (D_i^w \wedge X_i^w) - \gamma [I^w \wedge (\sum_i D_i^w + D_R^w) - [\sum_i (D_i^w \wedge X_i^w) + (I^w - \sum_i X_i^w) \wedge (\sum_i (D_i^w - X_i^w)^+ + D_R^w)]] \right]$$

● 分布鲁棒优化模型构建和求解

在需求的不确定性处理上，我们采用了分布鲁棒优化的方式进行建模，基于需求的均值和方差建立基于矩的不确定集。在构建对偶可解等价形式的时候，由于目标函数无法写成最小化若干函数的形式，需要将不确定集进行划分，分成 $\sum_i D_i^w + D_R^w \leq I^w$ 和 $\sum_i D_i^w + D_R^w \geq I^w$ 两个区域，然后再分别建立对偶等价形式。考虑到企业使用求解器的限制，我们放弃了采用半定规划建模的方式。建立了相应的混合整数二阶锥规划模型。下面是一个区域仓中一个产品的调拨子问题（多产品间通过容量约束耦合）。

$$\begin{aligned} & \max_X \min_{(F_i, i \in \mathcal{N}; F_R) \in \mathcal{D}} \mathbb{E}_{F_i, F_R} [\Psi(\tilde{\mathbf{D}}, \tilde{D}_R, \mathbf{X})] \\ & s. t. \\ & \Psi(\tilde{\mathbf{D}}, \tilde{D}_R, \mathbf{X}) = \sum_{i \in \mathcal{N}} (\tilde{D}_i \wedge X_i) - \gamma \cdot \left[I \wedge \left(\sum_{i \in \mathcal{N}} \tilde{D}_i + \tilde{D}_R \right) \right] \\ & + \gamma \cdot \left[\left(I + \sum_{i \in \mathcal{N}} (\tilde{D}_i \wedge X_i) \right) \wedge \left(\sum_{i \in \mathcal{N}} \tilde{D}_i + \tilde{D}_R + \sum_{i \in \mathcal{N}} X_i \right) \right] - \gamma \cdot \sum_{i \in \mathcal{N}} X_i \\ & \mathcal{D} = \left\{ \begin{array}{l} F_R \in \mathcal{F}, \tilde{D}_i \in W_{D_i} = [l_i, m_i], \tilde{D}_R \in W_{D_R} = [l_R, m_R] \\ F_i \in \mathcal{F}, \mathbb{E}_{F_i}[\tilde{D}_i] = \mu_i, \mathbb{E}_{F_R}[\tilde{D}_R] = \mu_R \\ i \in \mathcal{N}, \mathbb{E}_{F_i}[\tilde{D}_i] = \mu_i, \mathbb{E}_{F_R}[\tilde{D}_R] = \mu_R \\ i \in \mathcal{N} \end{array} \right\}, \\ & \sum_{i \in \mathcal{N}} X_i \leq I \text{ and } X_i \in \mathbb{Z}_+, \forall i \in \mathcal{N}. \end{aligned}$$

其中， F_i, F_R 分别为一个产品在前置仓和区域仓对应区域的需求分布函数。在构建对偶可解等价形式的时候，由于目标函数无法写成最小化若干函数的形式，需要将不确定集进行划分，分成 $\sum_i D_i^w + D_R^w \leq I^w$ 和 $\sum_i D_i^w + D_R^w \geq I^w$ 两个区域，然后再分别建立对偶等价形式。以下是一个1个区域仓，3个前置仓，单个产品调拨决策的混

合整数二阶锥优化对偶子模型（各种容量约束不包含在内）。

$$\begin{aligned}
 & \max r + \sum_i \mu_i p_i + \mu_R p_R + \sum_i \sigma_i^2 q_i + \sigma_R^2 q_R \\
 & \text{s.t. } q_i \leq 0, p_i \in \mathbb{R}, \forall i \in \{1,2,3\} \\
 & \quad q_R \leq 0, p_R \in \mathbb{R}, r \in \mathbb{R} \\
 & \quad \sum_i X_i \leq I, X_i \in \mathbb{Z}, \forall i \in \{1,2,3\} \\
 & \quad -\frac{1}{2}t_{0i}^{(j)} - \frac{1}{2}t_{2i}^{(j)} = q_i, \forall i \in \{1,2,3\}, j \in [1,32] \cap \mathbb{Z} \\
 & \quad -\frac{1}{2}t_{0R}^{(j)} - \frac{1}{2}t_{2R}^{(j)} = q_R, \forall j \in [1,32] \cap \mathbb{Z} \\
 & \quad (t_{0i}^{(j)}, t_{1i}^{(j)}, t_{2i}^{(j)}) \succeq_{L^3} 0, \forall i \in \{1,2,3\}, j \in [1,32] \cap \mathbb{Z} \\
 & \quad (t_{0R}^{(j)}, t_{1R}^{(j)}, t_{2R}^{(j)}) \succeq_{L^3} 0, \forall j \in [1,32] \cap \mathbb{Z} \\
 & \quad s_{1i}^{(j)} \geq 0, s_{2i}^{(j)} \geq 0, \forall i \in \{1,2,3\}, j \in [1,32] \cap \mathbb{Z} \\
 & \quad s_{1R}^{(j)} \geq 0, s_{2R}^{(j)} \geq 0, \theta^{(j)} \geq 0, \forall j \in [1,32] \cap \mathbb{Z} \\
 & \quad \sum_i (m_i s_{1i}^{(1)} - l_i s_{2i}^{(1)} + \frac{1}{2}t_{0i}^{(1)} + \mu_i t_{1i}^{(1)} - \frac{1}{2}t_{2i}^{(1)}) + m_R s_{1R}^{(1)} - l_R s_{2R}^{(1)} + \frac{1}{2}t_{0R}^{(1)} + \mu_R t_{1R}^{(1)} - \frac{1}{2}t_{2R}^{(1)} - I \cdot \theta^{(1)} \leq -\gamma X_1 + X_2 + X_3 - r, \\
 & \quad s_{11}^{(1)} - s_{21}^{(1)} + t_{11}^{(1)} - \theta^{(1)} = p_1 - \gamma - 1, \quad s_{12}^{(1)} - s_{22}^{(1)} + t_{12}^{(1)} - \theta^{(1)} = p_2, \\
 & \quad s_{13}^{(1)} - s_{23}^{(1)} + t_{13}^{(1)} - \theta^{(1)} = p_3, \quad s_{1R}^{(1)} - s_{2R}^{(1)} + t_{1R}^{(1)} - \theta^{(1)} = p_R, \\
 & \quad \sum_i (m_i s_{1i}^{(2)} - l_i s_{2i}^{(2)} + \frac{1}{2}t_{0i}^{(2)} + \mu_i t_{1i}^{(2)} - \frac{1}{2}t_{2i}^{(2)}) + m_R s_{1R}^{(2)} - l_R s_{2R}^{(2)} + \frac{1}{2}t_{0R}^{(2)} + \mu_R t_{1R}^{(2)} - \frac{1}{2}t_{2R}^{(2)} - I \cdot \theta^{(2)} \leq X_1 - \gamma X_2 + X_3 - r_1 \\
 & \quad s_{11}^{(2)} - s_{21}^{(2)} + t_{11}^{(2)} - \theta^{(2)} = p_1, \quad s_{12}^{(2)} - s_{22}^{(2)} + t_{12}^{(2)} - \theta^{(2)} = p_2 - \gamma - 1, \\
 & \quad s_{13}^{(2)} - s_{23}^{(2)} + t_{13}^{(2)} - \theta^{(2)} = p_3, \quad s_{1R}^{(2)} - s_{2R}^{(2)} + t_{1R}^{(2)} - \theta^{(2)} = p_R,
 \end{aligned}$$

其中 $r, p_i, p_R, q_i, q_R, t_{0i}^{(j)}, t_{1i}^{(j)}, t_{2i}^{(j)}, t_{0R}^{(j)}, t_{1R}^{(j)}, t_{2R}^{(j)}, s_{1i}^{(j)}, s_{2i}^{(j)}, s_{1R}^{(j)}, s_{2R}^{(j)}$ 均为对偶辅助变量，鲁棒约束的对偶形式由于空间限制我们只展示了其中两组，一共 32 组。在建模中要对该区域所有数千产品同时建立上述模型，再通过容量约束将各个子模型合并成一个整体。通过对混合整数二阶锥规划近似，我们构建了相应的混合整数规划模型用来求解。

之所以采用基于矩的分布鲁棒优化形式是考虑到：1) 数据量有限，无法估计需求分布；2) 需求订单具有时序不稳定特征，采用 SAA 等方法很难加入对未来的预测；3) 已有预测算法有一定积累且比较复杂，这种建模方式可以直接拿预测值作为均值的估计来使用，兼容性和可拓展性强。

● 调拨计划期确定

如前所述，调拨计划期（模型考虑的需求天数），对调拨质量影响非常大。原有方案采用基于规则的方式确定，主要问题在于规则涉及的参数很难确定（例如单

个商品单次最大调拨量等)同时解的质量也难以保证。为此,我们通过对调拨模型仿真发现当计划期需求均值加3倍标准差与区域总库存量相当时,模型不会出现过度调拨和调拨不足的问题。所以对每个区域、每个商品,我们设计了一个动态的调拨计划期计算公式:

$$T = \max \{t \mid D(t) + 3\sigma(t) \leq I\}$$

这里, T 是该商品的调拨计划期, $D(t)$ 和 $\sigma(t)$ 分别是该商品在该区域未来 t 天的总需求量以及总需求量的标准差。经过实验测试,该动态调拨计划期方法效果稳定,计算简单,避免了额外参数的引入。

4) 方法和技术的创新点

- 前置仓履单率分布鲁棒优化模型建模和不确定集划分求解方法

在建模过程中,我们首先结合业务实际情况对目标函数进行了转换,这一转换极大简化了后续建模的困难程度和计算的复杂性。引入分布鲁棒优化后,通过对不确定集的划分,我们的问题可以转化为混合整数二阶锥优化问题,进而可以通过近似方法转化为混合整数优化问题。

这一建模方法具有以下优点:

- ✓ 模型与需求预测方法独立,不需要对现有预测系统进行调整,适用性广;
- ✓ 数据需求量小,适用于数据量少、不确定性大的场景;
- ✓ 子模型求解难度低,适合大规模问题求解。

- 调拨计划期的动态选择方法

针对调拨计划期难以确定这一技术难点,我们设计了基于需求预测的动态计算方法,该方法具有以下优点:

- ✓ 原理简单,容易理解和推广;
- ✓ 对需求预测精度要求不高,在预测误差较大的情况下仍可以正常工作;
- ✓ 规避了计划期过短和过长带来的问题,不需要额外引入调拨量上限参数,也避免了过量调拨和调拨不足的问题。

5) 取得的主要应用效果

- 该方法在淘天集团提供的数据集测试,前置仓本地满足率提升20%+。

- 项目于 2022 年 3 月份灰度上线，并在上半年完成日常和大促的全量推广。前置仓本地满足率同比提升 10%+，时效提升显著。
- 人工运营效率显著提升。系统自动化覆盖率提升 50%；
- 估算拉动年化 GMV 数千万元。
- 受该方法启发，算法团队将该方法应用于补货策略的优化，上线后相对对照组在架率保持基本不变的情况下，周转降低 4 天以上。

5. 整体项目总结

1) 项目推进中遇到的诸多难点和挑战

本项目自 2020 年立项以来，项目团队围绕项目紧锣密鼓地展开了工作。在开展过程中，项目团队也遇到了诸多难点和挑战。小结如下：

- 基础数据不完备，需要进行沉淀和整合。过程数据存在部分缺失（如缺货后的需求流失），需要用合理的方式进行补偿。
- 新业务流程设计中需要考虑诸多实际情况，项目成员需要贴合实际情况，不断调整问题定义范围和算法以及技术方案。
- 业务规则复杂，需要不断调整算法约束，提高计划的可执行性。
- 问题求解规模大，各个子问题大多属于 NP-hard 问题，需求研发高效求解算法满足实际要求。

2) 整体项目方法和技术创新点

该项目将复杂的供应链管理问题结合实际业务流程分解成串行的三个子问题。每个子问题利用了运筹优化并借鉴机器学习考虑特征的理念，实现了合理建模，高效求解。小结如下：

- 结合实际商业场景，考虑了不同决策主体之间的博弈行为；构建了通用的大规模双层整数线性规划模型（BILP），提出了增强的分枝定界算法，并成功求解淘天集团的实际大规模问题。
- 借鉴机器学习方法，利用特征的方式考虑多种维度的信息作为模型输入，实现了数据驱动建模和随机优化建模的有效融合。
- 利用分布鲁棒优化方法描述高不确定性的需求，并考虑实际求解器的限制，

给出有效求解方式。

1. 以上方法均以算法引擎的方式嵌入在系统中，提供建模、求解、决策的功能，并取得显著效果。相关理论成果发表在领域顶级学术期刊上：

- [1] Huang J, Shang K, 杨翼,周伟华, Li Y (2024). Taylor Approximation of Inventory Policies for One-Warehouse, Multi-Retailer Systems with Demand Feature Information. *Management Science*, online.
- [2] S Liu, 王明征, N Kong, X Hu(2021). An enhanced branch-and-bound algorithm for bilevel integer linear programming. *European Journal of Operational Research* 291 (2), 661–679.
- [3] W Liu, N Kong,王明征, L Zhang(2021). Sustainable multi-commodity capacitated facility location problem with complementarity demand functions *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review* 145, 102165.
- [4] X Tian, 王明征, Y Xu(2024). Investment strategies of information - provision technology in the platform - based supply chain. *Naval Research Logistics (NRL)* 71 (3): 2024, 351-364.

3) 整体取得的整体应用效果

浙江大学管理学院、浙江大学数据分析和国际研究中心与阿里巴巴淘天集团自营技术部算法团队经过长期产学研的深度合作，通过双周的讨论会探讨技术问题和项目进度，经过模型设计、算法优化、数值模拟仿真以及上线验证，最后全量推广完整的项目流程管理，成功研发并落地实施了新一代淘天自营强控供应链库存管理系统(以下简称 IMS)。

- **IMS 系统提高了供应链管理的自动化程度和管理效率：**IMS 系统建立了一套贴合供应链管，旨在利用运营数据，建立自动化、智能化的供应链管理流程，为人工运营提供自动化决策或者决策建议，进而提高响应速度和运营效率，并且和后续的履约系统以及物流管理系统整合，实现了网络规划、品仓部署、补货、调拨计划决策的自动化，极大提升了供应链&物流流程的自动化程度。

- 项目经过前后 2 年左右的研发，各模块从 2022 年到 2023 年全年分阶段上线，日产生计划下发单据万余条，调度车辆日均逾百辆，决策覆盖货品 70%，约数万 SKU；系统自动化覆盖率提升 50%，减少人工计划时间 80%；实现降低周转天数 3 天以上，提升在架率 1%以上、前置仓本地满足率优化 10%以上；在某些商品上帮助淘天自营节省约 11%的库存成本，年化库存和物流降本达数千万元，提升年化 GMV 测算达数千万。

项目小组成员

序号	姓名	单位	专业职称/职务
1	周伟华	浙江大学	教授
2	杨翼	浙江大学	教授
3	金庆伟	浙江大学	教授
4	王明征	浙江大学	教授
5	张祎东	淘天有限公司	资深算法专家
6	曹雷	淘天有限公司	高级算法专家
7	郝欣茹	淘天有限公司	算法专家

应用单位意见：项目的成果、贡献、效益等

浙江大学管理学院、浙江大学数据分析和国际研究中心与阿里巴巴淘天集团自营技术部算法团队经过长期产学研的深度合作，通过双周的讨论会探讨技术问题和项目进度，经过模型设计、算法优化、数值模拟仿真以及上线验证，最后全量推广完整的项目流程管理，成功研发并落地实施了新一代淘天自营强控供应链库存管理系统(以下简称 IMS)。

2. IMS 系统提高了供应链管理的自动化程度和管理效率：IMS 系统建立了一套贴合供应链管，旨在利用运营数据，建立自动化、智能化的供应链管理流程，为人工运营提供自动化决策或者决策建议，进而提高响应速度和运营效率，并且和后续的履约系统以及物流管理系统整合，实现了网络规划、品仓部署、补货、调拨计划决策的自动化，极大提升了供应链&物流流程的自动化程度。
3. IMS 系统提升了信息系统的智能性：IMS 系统利用运营数据，嵌入研发的算法引擎，提升了信息管理系统的智能决策能力，提升了业务决策质量，带来核心业务指标的显著提升。
4. 该系统的落地改变了业务团队的管理思维：项目配合推动系统落地的过程中，改进了业务流程，提高了自动化程度，降低了人工操作的工作量和时间，同时也强化了业务部门结合信息技术和算法能力、优化流程、提升决策质量的理念。业务部门的管理者越来越认可信息技术和算法能力的重要性。业务部门和算法团队通过项目实践，也积累了技术落地中解决落地阻碍的经验，更加懂得如何“挥舞技术的宝剑”来解决业务问题。


5. 由于项目规模较大，涉及业务决策多，链路长，项目组将其分割成3个子项目，分别创建了考虑博弈行为的双层网路优化模型并给出问题规模较大时的高效求解算法；创建了结合特征信息的数据驱动的双阶段随机优化模型解决多层级网络的库存优化问题，并给出高效的求解方法；创建了利用分布鲁棒优化来描述需求不确定性的调拨计划优化模型，并给出高效的分解求解算法。
6. 该系统在运筹学优化技术应用、数学建模、算法设计等方面均有突破性的创新，其算法引擎系统化地建模、求解多层级网络的库存管理问题，该技术在国内外乃至世界领先地位。
7. 使用绩效：完成计划下发单据日均万余条，调度车辆日均逾百辆，决策覆盖货品70%，数万SKU；系统自动化覆盖率提升50%，减少人工计划时间80%；实现降低周转天数3天以上，提升在架率1%以上、前置仓本地满足率10%以上；在某些商品上帮助淘天自营节省约11%的库存成本，年化库存和物流降本达数千万元，提升年化GMV测算达数千万。
8. 在达成的协议许可下，以上诸多理论成果发表在 Management Science、European Journal of Operational Research、Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review、Naval Research Logistics (NRL) 等领域顶级学术期刊上。

应用单位负责人签名：



单位公章

2024 年 05 月 30 日

声 明	本人对申报表上述内容及全部附件材料的客观性和真实性负责。 申报人签名：  2024年 05 月 30 日
--------	---

附 件

1. 项目委托合同书（副本）
2. 主要应用技术报告
3. 评审鉴定材料或技术鉴定证书及知识产权证明
4. 项目应用效益证明
5. 获得其他表彰或奖励的证明
6. 其他