

控制与决策

Control and Decision

020药品配送取货药店选择与骑手路径协同优化

杨华龙, 金兴忱, 刘家宁

引用本文:

杨华龙, 金兴忱, 刘家宁. 020药品配送取货药店选择与骑手路径协同优化[J]. *控制与决策*, 2025, 40(9): 2769–2780.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2024.1153>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[需求波动下考虑乘运供应能力的网约车平台动态定价](#)

Dynamic pricing for ride-hailing platform with demand fluctuation and supply capacity
控制与决策. 2021, 36(6): 1499–1508 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0881>

[基于粒子群算法的满载需求可拆分车辆路径规划](#)

Split vehicle route planning with full load demand based on particle swarm optimization
控制与决策. 2021, 36(6): 1397–1406 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1323>

[一种无人船动力定位跨平台实时控制模型](#)

Real-time cross-platform control system for unmanned ship dynamic positioning
控制与决策. 2021, 36(4): 909–916 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0960>

[考虑参照价格效应和消费者行为的预售及退货策略](#)

Advance selling strategy and return strategy considering reference price effect and consumers behaviors
控制与决策. 2021, 36(11): 2783–2793 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0351>

[基于反向学习的群居蜘蛛优化WSN节点定位算法](#)

WSN node localization based on social spider optimization and opposition based learning
控制与决策. 2021, 36(10): 2459–2466 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0258>

O2O药品配送取货药店选择与骑手路径协同优化

杨华龙^{1†}, 金兴忱¹, 刘家宁²

(1. 大连海事大学 交通运输工程学院, 辽宁 大连 116026; 2. 浙江海港物流集团有限公司, 浙江 宁波 315899)

摘要: 针对线上线下 (online to offline, O2O) 药品配送取货药店选择与骑手路径问题, 首先, 根据单一药店持有药品种类有限且客户订单需要齐套性配送的实际情形, 以平台配送总成本最小化为目标, 构建 O2O 药品配送取货药店选择与骑手路径协同优化模型; 然后, 结合模型复杂性特点, 设计人工免疫与蚁群嵌套算法进行求解. 多组不同规模以及现实场景的算例分析结果表明, O2O 药品配送取货药店选择与骑手路径协同优化可有效提高配送资源利用率, 降低平台配送总成本. 药品种类数变化对于骑手数影响甚微, 对于配送路径成本和平台配送总成本有一定的正向影响, 连锁药店药品库存充裕量增加可降低平台配送总成本和拆单率. 研究结论可为平台制订 O2O 药品订单骑手取送方案提供有益的参考.

关键词: 线上线下; 药品配送; 取货药店选择; 骑手路径; 嵌套算法

中图分类号: C934 文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2024.1153

引用格式: 杨华龙, 金兴忱, 刘家宁. O2O 药品配送取货药店选择与骑手路径协同优化 [J]. 控制与决策, 2025, 40(9): 2769-2780.

Collaborative optimization of pickup pharmacy selection and rider routing for O2O drug delivery

YANG Hua-long^{1†}, JIN Xing-chen¹, LIU Jia-ning²

(1. College of Transportation Engineering, Dalian Maritime University, Dalian 116026, China; 2. Zhejiang Seaport Logistics Group CO., LTD., Ningbo 315899, China)

Abstract: This paper studies the problem of pickup pharmacy selection and rider routing for O2O (online to offline) drug delivery. Based on the actual situation where a single pharmacy holds limited types of drugs and each customer order requires complete delivery, a collaborative optimization model of pickup pharmacy selection and rider routing for O2O drug delivery is formulated, where the total cost of the platform is minimized. And according to the complexity characteristics of the model, a nested algorithm of artificial immunity and ant colony optimization is designed. The analysis results of multiple sets of different scales and real-life scenarios show that the collaborative optimization of pickup pharmacy selection and rider routing for O2O drug delivery can effectively improve the utilization of distribution resources and decrease the total cost of the platform. The change in the number of drug types has little impact on the number of riders, but has a certain positive impact on the cost of distribution routes and the total cost of the platform. An increase in sufficient inventory of drugs in chain pharmacies can reduce the total cost of platform distribution and order splitting rate. The research conclusions can provide a useful reference for platforms to formulate O2O drug order pickup and delivery schemes.

Keywords: O2O; drug delivery; pickup pharmacy selection; rider routing; nested algorithm

0 引言

药品是关乎人们生存和健康的重要特殊商品, 具有替代性弱、质控难度大、配送时效性强等特点^[1]. 随着电子商务的不断发展, 线上线下 (online to offline, O2O) 相融合的药品零售形式成为一种新的发展趋

势. 由于药品种类繁多且存储条件差异较大, 单一连锁药店持有的药品种类和数量较为有限. O2O 药品订单履行常常需要多个连锁药店协作完成, 且患者可能需要同时搭配服用多种类药品, 加之大多不希望多位骑手上门打扰, 药品配送须满足齐套性要求,

收稿日期: 2024-09-28; 录用日期: 2025-04-01.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (72071024).

责任编委: 黄敏.

[†]通信作者. E-mail: hlyang@dlnu.edu.cn.

即一次性送至客户手中,故每个 O2O 药品订单需要由一位骑手到选定的各连锁药店取齐药品后,再由该骑手一并送货至客户,由此形成了独特的 O2O 药品配送取货药店选择与骑手路径问题.该问题既是与普通电商订单拆单后子订单可分开配送的显著区别之处,也是 O2O 药品订单履行的难点所在.同时,相较于普通电商订单,鉴于患者用药时间的相对紧迫性,O2O 药品配送取货药店选择与骑手路径问题复杂度还体现在订单对于交付时间的敏感性更强^[2],骑手配送的时间窗弹性相对更小.因此,O2O 药品配送取货药店选择与骑手路径问题是网上药品零售业面临的一项急迫且复杂的研究课题.

不同于普通的取送货问题,O2O 药品配送取货药店选择与骑手路径问题需要先将订单需求分配至多个取货药店,集货后统一配送给客户,即进行取货点选择和骑手配送路径两项决策.若按照两个独立的决策来处理,忽略它们之间的耦合关系,则将会使得问题决策陷于局部优化^[3-4].实际上,不同的取货点选择方案往往伴随着不同的配送路径方案^[5].Chen 等^[6]针对该问题开发了一种新的启发式方法,为该问题提供了高质量的解决方案;Xie 等^[7]针对仓库机器人移动分拣系统,设计了订单取货点选择与配送路径的优化匹配方案;卿东升等^[8]提出了一种满载需求可拆分车辆路径策略;万明重等^[9]针对智能仓库系统的订单拣选问题,建立了基于订单拆分策略的非线性 0-1 整数规划模型.上述研究虽然较好地取货点选择和骑手配送路径两项决策进行了统一,但是,主要是解决传统线下基于数量拆单策略的订单拆分和车辆路径问题.针对货品种类多样的 O2O (线上线下)零售订单拆分和配送系统,大多需要基于品类进行拆单.为此,朱姗等^[10]基于商品的相关性,提出了品类与数量相结合的拆单策略;张源凯等^[11]针对由配送中心发货的 O2O 二级配送网络,利用 C-W (Clarke and Wright) 节约算法和邻域搜索技术在优化配送路径时不断地调整拆单方案;辛禹辰等^[12]则针对由 O2O 线下门店发货的情形,提出了只按照商品种类而非数量的拆单策略,设计了“先订单就近拆分再分别配送”的两阶段方案.以上研究成果虽然均较好地解决了 O2O 订单拆分与配送融合问题,但是,由于其允许客户订单拆分后物品可以分别配送,即不需要一次性同时送达客户,仍然不能满足一个客户订单中所有药品需要同时送达客户的齐套性要求,并不适用于 O2O 药品订单拆分与配送问题.

为解决订单拆分后需要同时送达客户的问题,黄敏芳等^[13]提出了拆分订单合并打包问题的两阶段

在线智能优化决策方法;Zhang 等^[14]针对网上超市拆分订单,采取了集中合并打包的策略,同样确保子订单包裹可以同时送达客户;Zhang 等^[15]进一步在“最后一英里”处设定了集货站,对网上超市拆分订单进行了整合.上述在集货站集中合并打包的方式不仅会带来一系列的固定成本和管理成本,且难以满足客户药品订单配送的时效性要求.为此,于梦琦等^[16]针对网上药店“一单多品”的订单拆分与配送联合优化问题,构建了以单一客户订单配送成本最小化为目标的非线性规划模型;在此基础上,丁秋雷等^[17]进一步提出了先将 O2O 药品订单拆分为若干子订单,再通过分配给实体药店拣货、打包等处理,最终在某个实体药店集货后一次性地配送至客户的拆分与配送策略,构建了订单分配与物流配送联合优化模型.但是,这两项研究仅解决了单一客户订单的优化方案,对于网上药品决策期内需要处理随时出现多个客户订单问题的适用性十分有限.

实际上,新零售行业物流末端主要依赖于骑手配送^[18-19],对于 O2O 药品零售而言,冯爱兰等^[20]引入了对骑手的奖惩激励机制,研究了抢派结合模式下的 O2O 订单配送问题,在提升客户满意度的同时保证了骑手收益.药品零售企业广泛采取网上平台(如京东买药等)统一拆单并派骑手配送的策略,即平台将决策期内接收到的多个客户药品订单先拆分给所选择的药店后,再安排骑手将药品配送给各客户.赵蒙等^[21]针对药品 O2O 销售的新零售模式,开展了多客户订单取药店选择与配送路径问题的研究,有效解决了 O2O 多客户订单拆分与配送的复杂问题.但是,由于该研究假定无装载量约束,忽略了现实情形下普遍存在的骑手订单分配数量约束.此外,该研究也忽视了药品线下零售问题,缺乏对 O2O 模式下连锁药店药品库存水平合理化的分析.

鉴于此,本文针对 O2O 药品配送取货药店选择与骑手路径问题,通过设计骑手配送路径规则,构建优化模型,设计有效算法求解得出优化方案,以期 O2O 药品零售决策提供有益的参考.本文的主要内容包括:1) 根据平台先将线上药品订单拆分到线下多家连锁药店,再安排骑手从连锁药店取货并齐套配送至客户的实际场景,构建 O2O 药品配送取货药店选择与骑手路径优化模型,以实现平台配送总成本最小化目标;2) 基于骑手接单数量的现实约束,提出一种新的按照品种数量拆分客户订单策略,并给出满足线上药品订单要求的合理库存量,有助于提升连锁药店的线下库存管理水平;3) 结合问题特征,设计一种嵌套启发式求解算法,提出有效的剪枝策

略, 以有效缩小解空间, 提升求解质量.

1 问题描述

在 O2O 药品零售服务中, 平台在制定配送路径方案 (安排骑手汇集所有客户订单药品并配送交付给相应的客户) 时, 依据的是订单分配方案, 而订单分配方案的优劣又是通过配送路径方案的结果反映的, 因此, 需要在获得配送路径方案后对订单分配方案进行逆向反馈, 从而获得更优质的订单分配方案. 线上订单分配和线下药品配送优化过程如图 1 所示.

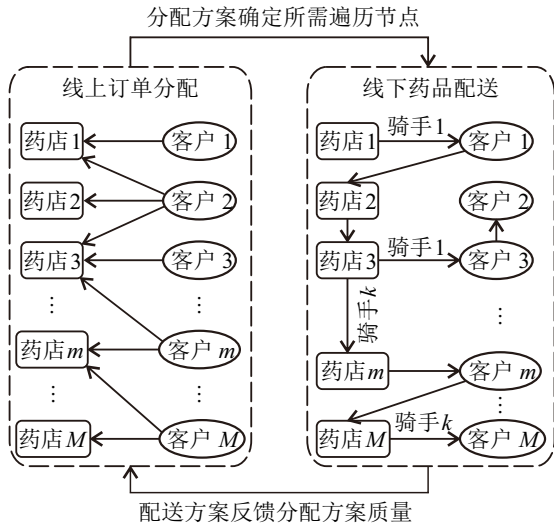


图1 线上订单分配和线下药品配送优化过程

由图 1 可见, 在客户要求的药品送达时间内, 每位骑手可访问多家连锁药店和多位客户, 但是每位客户仅能由一位骑手服务, 以确保每位客户仅收到一次包含订单全部药品的包裹. O2O 药品配送取货药店选择与骑手路径问题的实质是平台在满足决策期内所有客户药品订单履行时间要求的前提下, 依据各连锁药店不同种类药品的存储实际, 将所有客户配送取货药店选择与骑手路径方案加以有效融合, 以实现平台配送总成本最小化的目标.

为了清晰界定研究问题且便于建模, 本文结合现场场景进行以下基本假设: 1) 所有连锁药店总库存可满足每位客户订单内的任一药品需求; 2) 不同种类药品存储条件存在差异, 对订单进行拆分时, 仅考虑药品种类; 3) 药品订单需要严格按照配送时效要求进行交付, 客户订单有硬时间窗要求; 4) 药品重量普遍较轻, 忽略骑手载重限制, 但是考虑到骑手车辆 (摩托车) 容量较小以及客户配送超时风险等因素, 需要设置配送客户数量限制; 5) 骑手从虚拟起点出发, 完成配送后返回至虚拟终点, 虚拟点至其他节点时间为 0, 其中虚拟起点或虚拟终点为该骑手初始位置或就近位置的连锁药店.

2 模型构建

2.1 参数和变量

1) 集合.

Δ : 连锁药店集合, $\Delta = \{1, 2, \dots, M\}$, 其中 M 为连锁药店总数.

Ω : 客户集合, $\Omega = \{M+1, M+2, \dots, M+N\}$, 其中 N 为客户总数.

Π : 节点集合, $\Pi = \{0, 1, \dots, M+N+1\}$. 其中: 0 为虚拟起点, $M+N+1$ 为虚拟终点.

Φ : 连锁药店药品种类的集合, $\Phi = \{1, 2, \dots, R\}$, 其中 R 为药品总数.

Γ : 骑手 (亦即车辆) 集合, $\Gamma = \{1, 2, \dots, K\}$, 其中 K 为骑手总数.

2) 模型参数.

F : 每台车辆使用固定成本;

G : 车辆单位距离行驶成本;

P : 骑手完成每个客户订单的报酬;

U : 骑手每次可服务的最大客户数;

T_n : 客户 $n (n \in \Omega)$ 药品的最迟送达时间;

W_{mr} : 连锁药店 m 中第 r 类药品库存量;

D_{nr} : 客户 n 第 r 类药需求量;

Q_n : 客户 n 按照药品种类拆分的订单数;

L_{ij} : 节点 i 至节点 j 的距离;

T_{ij} : 骑手由节点 i 直接到节点 j 的时间.

3) 决策变量.

t_{ki} : 骑手 k 到达节点 i 的时间.

x_{kij} : 0-1 变量, 若第 k 位骑手由节点 i 到节点 j , 则 x_{kij} 取 1; 否则, 取 0, $i \neq j$.

y_{mnr} : 0-1 变量, 若客户 n 第 r 类药品分配给连锁药店 m , 则 y_{mnr} 取 1; 否则, 取 0.

z_{mn} : 0-1 变量, 若客户 n 需要由连锁药店 m 提供部分药品, 则 z_{mn} 取 1; 否则, 取 0.

δ_{kn} : 0-1 变量, 若客户 n 由骑手 k 服务, 则 δ_{kn} 取 1; 否则, 取 0.

2.2 总成本构成以及骑手路径访问规则

1) 配送总成本构成分析.

药品在线下各连锁药店存放, 不需要单独设置库存. 此外, 在客户药品需求量给定的情况下, 线上平台的药品零售收入以及库存费用均保持不变. 因此, O2O 药品配送取货药店选择与骑手路径协同优化的目标可简化为最小化平台的配送总成本. 其可进一步细化为骑手完成每个订单的基础报酬, 骑手车辆的固定使用费用和配送路径费用. 客户向平台支付的费用是按照订单结算的, 因此, 平台支付给骑

手的基础报酬只按照订单数计算. 由此, O2O 药品配送取货药店选择与骑手路径协同优化的目标函数为上述 3 项费用和最小化.

2) 骑手路径访问规则设计.

在 O2O 药品零售模式下, 平台统一安排骑手为客户配送药品, 每位骑手可访问多家连锁药店和多位客户, 但是, 同一药店或客户该骑手仅能访问一次. 由于客户订单上的药品需要搭配使用, 每位客户订单拆分后的子订单需要由一位骑手齐套配送交付给客户. 当客户 n 交由骑手 k 服务时, 子订单关联的药店集合均需要骑手 k 优先访问取药, 并一同送达至客户 n . 于是, 骑手服务某订单时的路径访问规则可表示为

$$t_{km} \leq t_{kn} + M(2 - \delta_{kn} - z_{mn}), \quad \forall k \in \Gamma, \quad \forall m \in \Delta, \quad \forall n \in \Omega. \quad (1)$$

式 (1) 表示骑手需要先访问相关药店取药, 后交付至客户节点. 当且仅当 δ_{kn} 和 z_{mn} 均取 1 时, 即客户 n 关联至药店 m 且由骑手 k 配送时, 才对 n 、 m 两点的访问时间产生约束.

2.3 优化模型

基于上述分析, 本文构建如下 O2O 药品配送取货药店选择与骑手路径协同优化模型:

$$\min z = \sum_{k \in \Gamma} \sum_{i \in \Delta \cup \Omega} \sum_{j \in \Omega, j \neq i} P \cdot x_{kij} + \sum_{k \in \Gamma} \sum_{j \in \Delta} F \cdot x_{k0j} + \sum_{k \in \Gamma} \sum_{i \in \Delta \cup \Omega} \sum_{j \in \Delta \cup \Omega, j \neq i} G \cdot L_{ij} \cdot x_{kij}. \quad (2)$$

$$\text{s.t. } \sum_{m \in \Delta} y_{mnr} = \begin{cases} 1, & D_{nr} > 0; \\ 0, & D_{nr} = 0; \end{cases} \quad \forall n \in \Omega, \quad \forall r \in \Phi. \quad (3)$$

$$\sum_{n \in \Omega} D_{nr} y_{mnr} \leq W_{mr}, \quad \forall m \in \Delta, \quad r \in \Phi. \quad (4)$$

$$\sum_{k \in \Gamma} \sum_{j \in \Pi, j \neq n} x_{knj} = \sum_{k \in \Gamma} \sum_{j \in \Pi, j \neq n} x_{kjn} = 1, \quad \forall n \in \Omega. \quad (5)$$

$$\sum_{j \in \Pi \setminus \{0\}, j \neq m} x_{kmj} = \sum_{j \in \Pi \setminus \{M+N+1\}, j \neq n} x_{kjn} z_{mn}, \quad \forall k \in \Gamma, \quad \forall m \in \Delta, \quad \forall n \in \Omega. \quad (6)$$

$$z_{mn} \geq \frac{1}{R} \sum_{r \in \Phi} y_{mnr}, \quad \forall m \in \Delta, \quad \forall n \in \Omega. \quad (7)$$

$$\sum_{m \in \Delta} \sum_{r \in \Phi} y_{mnr} = Q_n, \quad \forall n \in \Omega. \quad (8)$$

$$\sum_{n \in \Omega} \sum_{j \in \Pi \setminus \{M+N+1\}, j \neq n} x_{kjn} \leq U, \quad \forall k \in \Gamma. \quad (9)$$

$$\sum_{j \in \Pi \setminus \{0\}} x_{k0j} = \sum_{i \in \Pi \setminus \{M+N+1\}} x_{kij} = 1, \quad \forall k \in \Gamma. \quad (10)$$

$$\sum_{j \in \Pi, j \neq i} x_{kji} = \sum_{j \in \Pi, j \neq i} x_{kij}, \quad \forall i \in \Delta \cup \Omega, \quad \forall k \in \Gamma. \quad (11)$$

$$t_{k0} = 0, \quad \forall k \in \Gamma. \quad (12)$$

$$t_{kj} = \sum_{i \in \{0\} \cup \Delta \cup \Omega} (t_{ki} + T_{ij}) x_{kij}, \quad \forall k \in \Gamma, \quad \forall j \in \Delta \cup \Omega. \quad (13)$$

$$t_{kn} \leq T_n, \quad \forall k \in \Gamma, \quad \forall n \in \Omega. \quad (14)$$

$$x_{kij}, y_{mnr}, \delta_{kn}, z_{mn} \in \{0, 1\}, \quad \forall k \in \Gamma, \quad \forall i, j \in \Pi, \quad \forall m \in \Delta, \quad \forall n \in \Omega. \quad (15)$$

其中: 目标函数 (2) 表示平台的配送总成本最小化, 其第 1 项为支付完成每份客户订单的骑手基础报酬, 第 2 项为参与配送骑手车辆的固定使用费用, 第 3 项为骑手车辆的配送距离费用. 式 (3) 表示每位客户子订单药品需求只能由一家药店提供. 式 (4) 表示每家药店配送的各客户某种类药品数量不能超过该药店该种类药品的库存. 式 (5) 表示每位客户只能由一位骑手服务一次. 式 (6) 和 (7) 表示若某位客户药品子订单分配给某家药店, 则只能由一位骑手完成从该药店到该客户的配送任务. 式 (8) 表示每位客户的所有药品子订单均被配送完成. 式 (9) 表示骑手一次服务客户数量限制. 式 (10) 表示骑手是否参与配送的情形约束, 若某位骑手参与配送, 则需要从虚拟起点 0 出发, 并在完成配送任务后回到虚拟终点 $M+N+1$; 若骑手未参与配送, 则相当于从虚拟起点 0 直接回到虚拟终点 $M+N+1$. 式 (11) 表示每位骑手最多到/离每家药店或每位客户处一次. 式 (12) 表示骑手从虚拟起点出发开始计时. 式 (13) 为骑手到达某药店或客户的时间. 式 (14) 表示客户药品最迟配送时间限制. 式 (15) 为变量取值约束.

3 算法设计

3.1 算法总体框架

本文结合药品订单拆分与配送联合优化问题特征, 将人工免疫 (artificial immune, AI) 算法与蚁群优化算法 (ant colony optimization, ACO) 相结合, 构造出 AI-ACO 算法. AI 算法具有较好的全局搜索能力, 但是该算法存在局部搜索能力差的缺点, 同时, AI 算法可扩展性强, 因此, 较易与其他算法进行结合; 而 ACO 算法具有局部搜索能力强的特点. 因此, 本文综合考虑 AI 算法的全局搜索能力和 ACO 算法的局部搜索能力, 将 ACO 算法嵌套在 AI 算法中, 设计包含内层 ACO 算法和外层 AI 算法两部分的 AI-ACO 算法求解. 图 2 为 AI-ACO 算法运行框架.

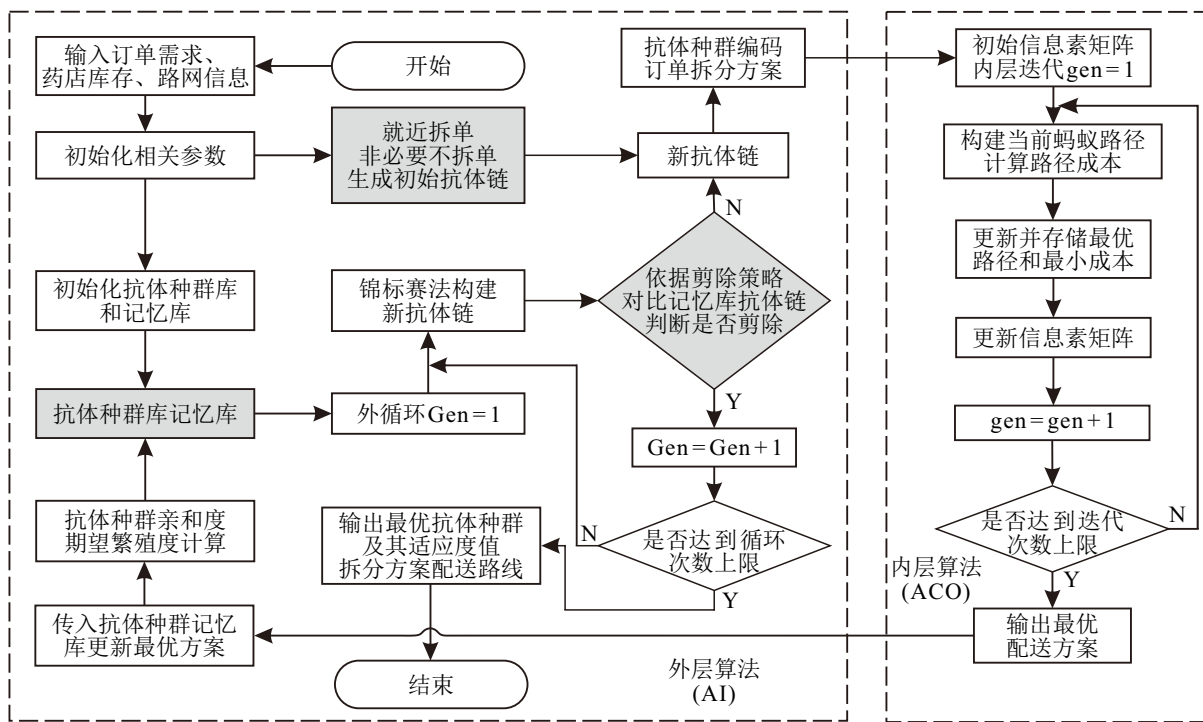


图2 AI-ACO 算法框架

由图2可见, AI-ACO 算法通过外层 AI 算法与内层 ACO 算法相互迭代实现. 外层 AI 算法为内层 ACO 算法提供一种药品订单拆分方案; 内层 ACO 算法求解并输出当前拆分方案下的最优配送方案, 配送方案的总成本用于修改当前拆分方案的抗体亲和度, 表征了分配方案的优劣性. 通过抗体的交叉、变异和选择等免疫操作, 外层 AI 算法可更新扩充抗体库和记忆库, 并根据反馈机制选取优秀的抗体进入下一次循环迭代. 当算法基于最优分配方案求解得到其配送方案时, 可得到最终药品配送取货药店选择与骑手路径协同优化方案.

3.2 外层 AI 算法

本文设计的外层 AI 算法主要步骤如下.

step 1: 抗体编码解码. 订单拆分过程是一个将客户节点与药店节点匹配的过程, 抗体编码过程是将每位客户订单与药店节点的匹配关系以 0-1 矩阵的形式表现. 各订单对应的抗体组合形成抗体链, 其规模为药品零售系统内药店总数 M 与该时间段内下单客户数 N 的乘积, 第 s 次迭代下订单拆分抗体链 V^s 可记为

$$V^s = \{[z_{1(M+1)}, z_{2(M+1)}, \dots, z_{M(M+1)}], \dots, [z_{M(M+N)}, z_{2(M+N)}, \dots, z_{M(M+N)}]\}. \quad (16)$$

当外层 AI 算法基于亲和度迭代确定当代抗体链后, 需要先对抗体进行解码, 再传入内层 ACO 算法中. 抗体解码便是将矩阵中的订单与药店节点间的匹配关系翻译成每条订单各自需要前往的药店节

点信息的过程, 解码后的订单信息对应一组拼接而成的节点编号序列, 其中包含需要遍历的药店节点编号和最后访问的客户节点编号, 作为内层 ACO 算法的输入. 通过抗体编码解码过程, 各客户订单信息转为完成该订单需要遍历的节点集合. 骑手需要优先遍历药店节点, 最后访问客户节点.

step 2: 免疫记忆. 为保留求解过程中出现的优质解, 并减少重复计算, 本文设置了抗体种群库及其记忆库, 对已有抗体亲和度值进行存储. 抗体种群库用于存储每个订单抗体, 当抗体通过重组、变异和初始生成并产生新抗体时, 扩充抗体种群库. 外层 AI 算法在每次循环中, 从抗体种群库里依次选择各订单抗体, 并组合形成新的可行抗体链, 作为新一轮循环中的订单分配方案. 抗体记忆库用于存储外层 AI 算法每次迭代生成的抗体链与其对应的配送费用值, 若在后续可行解搜索过程中再次出现该抗体链, 则无需重新进入内层 ACO 算法进行计算, 从而提高算法效率. 当结束内层 ACO 算法后, 会对当前抗体链产生一个亲和度反馈值, 该反馈值用于修改抗体种群库中各订单所选抗体的期望繁殖度, 并影响后续抗体选择的概率.

根据目标函数 (2), 可设计抗体亲和度 I_v 的表达式为

$$I_v = C / \left(\sum_{k \in \Gamma} \sum_{j \in \Omega \cup \Delta} Fx_{k0j} + \sum_{k \in \Gamma} \sum_{i \in \Delta} \sum_{j \in \Omega, j \neq i} Px_{kij} \right)$$

$$\sum_{k \in \Gamma} \sum_{i \in \Delta \cup \Omega} \sum_{j \in \Omega, j \neq i} GL_{ij} x_{kij}. \quad (17)$$

其中: C 为常数, 分母为当前订单分配方案下最优配送路径费用. 抗体亲和力可由内层 ACO 算法生成的配送路径计算得到, 亲和力值为介于 $0 \sim 1$ 之间的小数, 当问题规模增长时, 最优路径费用数值较大, 可通过常数 C 调节, 防止式 (17) 所求小数的有效数字位数过高, 影响计算精度.

抗体期望繁殖度的修正如下所示:

$$J_v = J_{v-1} \cdot \frac{I_v}{I_{v-1}}. \quad (18)$$

其中: J_{v-1} 为抗体原期望繁殖度, I_{v-1} 为前一条抗体链的亲和力. 若当前抗体链亲和力有所提升, 则判断所选订单抗体组合较优, 其期望繁殖度修正后有所提升; 反之, 则当前所选抗体的期望繁殖度会降低. 初始抗体的期望繁殖度设置为 1, 对通过抗体的变异重组操作产生的新抗体, 判断与其抗体种群的相似度最高的抗体, 并为新抗体赋值一个相同的期望繁殖度, 若存在多条相似抗体, 则取平均. 抗体种群间相似度 S_{vs} 计算公式为

$$S_{vs} = \frac{K_{vs}}{N}, \quad (19)$$

这里 K_{vs} 为相同订单分配情况客户数. 当相似度大于某设定阈值 e 时, 两条抗体互为相似抗体, 相似抗体判断值 E_{vs} 计算如下所示:

$$E_{vs} = \begin{cases} 1, & S_{vs} > e; \\ 0, & S_{vs} \leq e. \end{cases} \quad (20)$$

通过修改抗体的期望繁殖度, 并存储至抗体种群库中, 可在一定程度上提升较优抗体被选择的概率, 同时降低选择较差抗体组合抗体链的概率.

step 3: 抗体选择. 外层 AI 算法采用二元锦标赛方法选择抗体. 对于各订单而言, 从抗体种群库中随机选取该订单的两条抗体, 对比其期望繁殖度, 并使用数值更高的一条抗体用于新抗体链的构建. 当抗体选择时, 需要考虑药店库存量的基本约束, 以保证最终生成的抗体链的可行性. 当新的抗体链生成后, 对比抗体记忆库中现有抗体, 判断其是否可被剪除. 若被剪除, 则重新选择抗体; 反之, 则解码并进入内层 ACO 算法求解配送路线.

step 4: 免疫系统进化. 模拟生物体的免疫系统中抗体的重组和变异, 本文采用交叉算子和变异算子更新抗体种群库. 算法每次循环中, 当内层 ACO 算法计算反馈当前抗体链适应度并将其存储至抗体记忆库后, 可通过所提出算子作用于抗体链上, 尝试产生新抗体, 并扩充抗体种群库, 帮助算法在后续迭

代中搜索新的可行的订单分配方案.

本文选用 2-opt 交叉算子对抗体进行重组, 将存在某种相同药品需求的不同订单抗体所需访问的对应药店进行交换, 即在保证订单分配方案可行性的前提下, 改变订单关联的药店节点集合. 本文所使用的变异算子为单点随机变异, 即随机选取一条订单中的一种药品需求, 将其对应的药店节点随机替换为其他库存充足的药店. 这里并不设置抗体选择概率, 其目的是为了扩充抗体种群库, 为后续算法迭代中选取新的订单分配方案提供全局解搜索的可能. 外层 AI 算法迭代中新解的产生由各订单抗体的期望繁殖度决定.

step 5: 加速求解方案. 当客户提出订单需求时, 其具体信息只包含需求的药品种类和数量, 并不明确具体的取货药店. 假设每种药品可对应的取货药店有 α 处, 设第 i 位客户订单中存在 r_i 种药品需求, 则该位客户订单可对应的拆分方案存在 α^{r_i} 种. 对于全体客户而言, 存在的订单拆分方案有 $(\alpha^{r_i})^N$ 种. 显然, 订单拆分过程是组合爆炸问题, 若将全部可能的订单拆分方案枚举, 并传入内层 ACO 算法搜索配送路径, 则无疑非常耗时. 同时, 为减少对较劣解的搜索, 本文提出如下外层 AI 算法设计方案.

1) 设置抗体剪除策略. 在外层 AI 算法确定当前抗体链 (订单拆分方案) 后, 由内层 ACO 算法确定该方案对应的最优配送路径. 显然, 较差订单拆分方案对应的最优配送路径并不是全局最优配送路径. 因此, 在外层 AI 算法循环中剪除较差抗体链, 可加速算法求解. 对于给定全体客户订单, 设存在抗体链 a 和 b , 对于任意订单而言, 若抗体链 b 中该订单所需遍历节点集合包含于抗体链 a 所需遍历节点集合, 即抗体链 b 相对于抗体链 a 而言, 对应订单所需访问的节点更多, 则判定抗体链 a 优于抗体链 b , 可剪除抗体链. 由于适用于抗体链 b 的配送路线, 同样适用于抗体链 a , 且对于抗体链 a 中需要更少节点遍历的订单而言, 配送路线可得到简化, 抗体链 a 的适应度会更高. 根据上述剪除策略, 当新的抗体链被选定时, 若其已存在于抗体记忆库中或可被某条旧抗体链剪除, 则判定此条新抗体较劣, 不传入内层 ACO 算法进行配送路径的求解, 节省算法对不必要可行解的搜索时间.

2) 生成优质初始抗体链. 本文结合每位客户药品订单可先拆分至不同药店、后合并配送的特点, 采取就近拆单且非必要不拆单策略. 在订单拆分阶段, 最终确定的关联药店节点位置直接影响后续骑手所需遍历的配送路径距离. 因此, 相比于距客户节点距

离较远的药店而言,就近药店取货订单分配方式更具性价比.对于客户多种药品需求,非必要不拆单策略可减少完成该订单所需遍历的节点数,相比于拆单后访问多家药店方案更具优势.初始抗体链通过订单编号顺序依次为各客户匹配药店节点生成,针对每位客户订单需求,根据其需求药品序号顺序进行药店节点的就近匹配,若当前分配药品可在已匹配过的药店节点中提取药品,则不单独为该类药品就近选择取货药店.当一种药品需求得到药店节点匹配时,更新药店库存,以确保生成的初始抗体链满足约束(4).结合设定的抗体种群库和记忆库,就近拆单且非必要不拆单策略以及抗体剪除策略,可有效避免外层 AI 算法对不占优可行订单拆分方案的生成.

3.3 内层 ACO 算法

当外层 AI 算法确定了某种订单拆分方案后,运行内层 ACO 算法求解当前订单拆分方案下骑手的最优访问路径.由于药品存在齐套性的配送要求,所求的最优路径不同于一般的带时间窗的多车程车辆路径 MVRPTW (multi-vehicle routing problem with time windows) 问题,每位骑手的路径应完全覆盖某一个或多个订单所包含的待访问节点,且每个订单仅被访问一次.因此,需要对蚁群算法中蚂蚁的探索路径方式进行适当调整,以适应药品齐套性配送要求.本文设计的内层 ACO 算法主要步骤如下.

step 1: 构造蚁群信息度矩阵.蚁群中的每只蚂蚁根据节点间距离(能见度)以及之前蚂蚁所留下的路径信息(信息素浓度)来确定其行动轨迹.根据最优蚂蚁路径更新信息素浓度矩阵,使得蚂蚁能够及时获得更优的路径引导.信息素浓度更新如下所示:

$$\tau_{\text{new}} = \rho\tau_{\text{old}} + \frac{H}{\sum_{k \in \Gamma} \sum_{i \in \Delta \cup \Omega} \sum_{j \in \Delta \cup \Omega, j \neq i} GL_{ij} x_{kij}} \quad (21)$$

其中: τ_{new} 为更新后的信息素浓度矩阵, τ_{old} 为待更新的信息素浓度矩阵, ρ 为常数, H 为抗体链对应订单总数.通过迭代,较优路线上的信息度浓度会更高,蚂蚁选择路径时会更倾向于选择信息度浓度高的路段进行节点间的遍历.初始信息度定义为常数 $\tau_{ij}(0) = c$.

step 2: 蚂蚁的路径探索.首先,由于需要遍历的节点数较多,问题无法通过单一蚂蚁遍历全部节点,需要逐只蚂蚁依次进行路径探索,当前一只蚂蚁探索结束后,后一只蚂蚁开始其路径探索.一条可行的配送路径通过多只蚂蚁路径对全体目标节点的全覆

盖而得到.对于任一只蚂蚁而言,其路径探索方式如下.

1) 定义辅助集合.记待完成的订单任务集合为 Ω_R , 其初始设置为 $\Omega_R = \Omega$, 即全体客户集合.当某客户 $n \in \Omega$ 的订单需求得到蚂蚁路线的覆盖时,将其从待完成任务集合中移除 $\Omega_R = \Omega - n$.定义蚂蚁 k 待探索的节点集合 V_k , 集合的构成为待完成的订单任务所对应的全部药店节点.当蚂蚁路径覆盖某条订单所关联的全部药店节点时,向集合 V_k 中扩充其客户节点,以确保式(1)成立.

2) 向前探索.蚂蚁探索路径前,在待完成的任务集合中,为该蚂蚁随机选择一条必须由其执行的订单任务 n^* , 其中包含所需遍历的节点记在集合 V_n^* 中.蚂蚁结束路径探索的先决条件为其遍历节点的路线必须将所选中的订单任务节点全包含,以确保其覆盖的路径至少可以服务一位客户的需求.蚂蚁以轮盘赌的方式按照概率选择下一个需要遍历的节点.蚂蚁 k 从节点 i 前往节点 j 的概率 p_{ij}^k 通过蚁群信息度的浓度确定.

$$p_{ij}^k = \begin{cases} \frac{(\tau_{ij}^k)^\alpha \cdot (\eta_{ij}^k)^\beta}{\sum_{s \in V_k(i)} [(\tau_{is}^k)^\alpha \cdot (\eta_{is}^k)^\beta]}, & j \in V_k(i); \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (22)$$

其中: η_{ij}^k 为蚂蚁 k 对路径选择的期望程度,与两节点间的距离成反比;本文 α 取 2, β 取 3; $V_k(i)$ 为在 i 点处,蚂蚁后续可选择访问的节点集合.当该只蚂蚁待探索的节点集合 V_k 为空集时,结束当前蚂蚁的路径探索.

3) 向后回溯.蚂蚁选择路径时要遵循时间窗的约束限制,因此,同一只蚂蚁不能无限制遍历节点.当蚂蚁某次向前探索时,选择节点 $j \notin V_n^*$, 即非该只蚂蚁绑定的任务,则需要判断蚂蚁路径是否满足时间窗限制,当绑定任务的节点未得到全部遍历时,应在当前探索路径的基础上增加集合 V_n^* 中剩余未访问节点,估算路径时间窗是否能够得到满足.当路径无法满足时间窗约束时,删除当前蚂蚁探索路径中最后一个不属于 V_n^* 中的节点,记为 ζ , 并统计所有未完成订单中含有节点 ζ 的全体关联节点,将其从待探索的节点集合 V_k 中移除,即在当前路径的探索中,没有能力同时兼顾含有节点 ζ 的相关客户订单,这类订单需求可通过其他蚂蚁的路径进行覆盖.

step 3: 内层 ACO 算法的迭代和终止.当蚂蚁路径探索完毕后,计算蚂蚁路径的总成本.更新路径信息度浓度和路径选择概率等信息,并执行下一代蚂蚁的路径探索过程.对比每次迭代中生成的蚂蚁路

径总成本,并更新记录.内层ACO算法采用指定迭代次数作为终止准则,当达到终止条件后,输出最优蚂蚁路径,作为当前抗体下骑手配送方案,并修正其抗体亲和度值.

4 算例分析

4.1 数据选取以及计算结果

某药品零售企业有多家连锁药店,各连锁药店和客户坐标位置随机取自Solomon标准测试算例库中算例R111,考虑到骑手配送距离相对较短,这里将坐标单位缩小10倍,骑手在节点间行驶时间由节点间距离和骑手速度确定(骑手速度设为25 km/h).在决策期内选取“连锁药店数量/客户数量/药品种类数量”分别为“2/3/5”“3/5/8”“3/7/10”和“5/10/15”4个小规模场景.设骑手完成每个客户订单的报酬为5元/个,每台车辆出行的固定成本为3元/台,车辆单位距离行驶成本为1元/km,由于药品重量普遍

较轻,只考虑配送订单数量限制,在走访骑手了解情况后,设定骑手单次服务客户数上限为10个,所有客户药品的最迟送达时间设定为30 min.客户订单中包含的药品种类数量服从区间为[1,4](种)的均匀分布,每种药品购买数量服从区间为[1,3](盒)的均匀分布,考虑到需要同时满足线下客户药品需求,平台连锁药店各种药品库存量设为其订单需求量均值的3倍.在AI-ACO算法求解过程中,初步设定外层循环的迭代上限为200次,内层循环的迭代上限为800次.

算法程序采用Matlab 2017b编写,在Intel(R)Core(TM) i5-5250U CPU@1.60 GH操作系统上运行.针对上述4个小规模场景各随机生成一组算例,借鉴文献[15],通过穷举法获得算例精确解,并与所提出AI-ACO算法结果(运行3次的最优值)进行对比,对比结果如表1所示.

表1 小规模求解结果对比

算法	2/3/5		3/5/8		3/7/10		5/10/15	
	总成本/元	t/s	总成本/元	t/s	总成本/元	t/s	总成本/元	t/s
AI-ACO	25.50	5.06	40.94	7.22	53.88	9.66	74.18	12.09
精确解	25.50	1.05	40.94	962.80	53.88	2000	#	#

注: #表示Matlab无响应.

由表1可见,在场景为“2/3/5”和“3/5/8”时,AI-ACO算法得到的总成本结果与精确解结果一致.但是随着场景规模的增大,Matlab精确解的求解时间呈指数趋势递增,而AI-ACO算法则可在12.09 s获得优化解.由此表明所设计AI-ACO算法在给定较小规模场景算例中有效.

为进一步验证所提出模型和所提出算法在现实场景中的适用性,选取大连市沙河口区10家海王星辰连锁药店进行实际场景分析.平台每隔15 min进行一次决策,在某决策期内,平台所辖10家连锁药店共收到50位客户订单,药品种类数为20种,即场景为“10/50/20”.客户订单配送时间窗为30 min,其他参数和算法程序同上.将所提出模型所得订单拆分和配送路径优化方案(方案1)与文献[13]模型所得优化方案(方案2)进行对比,对比结果如表2所示.

由表2可见,两个方案均可完成客户订单的及时配送.在方案2中,50个客户订单需要19位骑手,配送总距离为216.49 km;但是方案1中,仅需要5位骑手参与配送,配送总距离为84.36 km.表明所提出模型方案需要的骑手数显著减少,车辆行驶总路径距离明显缩短.这是由于方案1采用“订单统一

拆分、协同配送”的方法,每位骑手可将多条配送路径整合为一条配送路径,完成多位客户订单的配送;而在方案2中,每位骑手则需要规定的时间内,完成一位客户订单的配送任务后,才可以再配送其他客户的订单.由此可见,方案1可以更为有效地缩短配送路径总距离,降低配送总成本,从而有利于提高配送资源利用率和实现平台药品配送全局优化的目标.

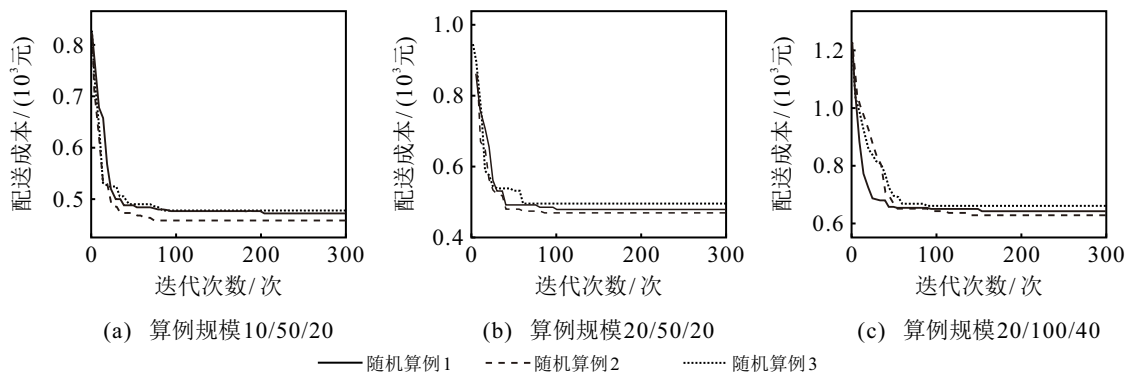
4.2 算法有效性分析

为了获取所提出AI-ACO算法中内层循环和外层循环合适的迭代次数,本文针对“10/50/20”“20/50/20”和“20/100/40”三个现实规模场景,随机选取求解过程中3组不同的订单分配方案,并通过设置内层ACO算法的不同迭代次数,对3组订单分配方案下的配送路径进行求解,结果如图3所示.

由图3可见,当迭代次数处于较小阶段时,随着迭代次数的增加,3个场景算例内层ACO算法的求解质量均得以明显改善,但是当迭代次数增加至某较大值后,算例求解质量均不再有明显的改善.根据图3,兼顾算法求解质量与求解时间,本文将场景“10/50/20”和“20/50/20”内层ACO算法的迭代次数设定为100,将场景“20/100/40”迭代次数设定为200.

表2 配送路径方案比较

方案	订单拆分与配送路径	总距离/km
方案1	骑手1: 3→5→44→18→58→6→9→8→43→42→19→41→57→59→53	84.36
	骑手2: 7→4→10→8→5→3→1→14→13→47→54→46→25→24→27→26→56	
	骑手3: 9→8→0→10→20→22→23→21→4→7→38→37→60→39→36→35	
	骑手4: 1→3→5→8→9→6→52→29→40→30→51→31→28→34→17→32	
	骑手5: 6→10→4→3→1→5→16→33→15→49→55→50→45→12→48→11	
方案2	骑手1: 4→1→12→4→1→11	216.49
	骑手2: 3→5→16→6→17	
	骑手3: 8→1→14→1→3→49→5→1→13	
	骑手4: 10→4→1→45→5→1→50	
	骑手5: 3→5→18→3→5→44→5→58→6→5→33	
	骑手6: 8→10→21→2→22→8→2→20→2→23	
	骑手7: 5→8→4→27→1→3→5→7→56→7→24	
	骑手8: 9→29→9→6→28→9→6→40	
	骑手9: 1→8→6→32	
	骑手10: 10→2→35→8→2→36→7→8→39	
	骑手11: 9→6→52→9→5→34	
	骑手12: 8→2→37→7→10→38→7→10→60	
	骑手13: 5→8→42→8→43→3→8→6→19	
	骑手14: 3→8→9→41→8→9→30	
	骑手15: 3→6→31→44→6→51	
	骑手16: 1→47→4→5→1→46→5→3→54	
	骑手17: 3→9→53→8→6→9→59→9→8→37	
	骑手18: 6→3→1→15→3→5→55	
	骑手19: 1→48→1→5→25→10→7→26	

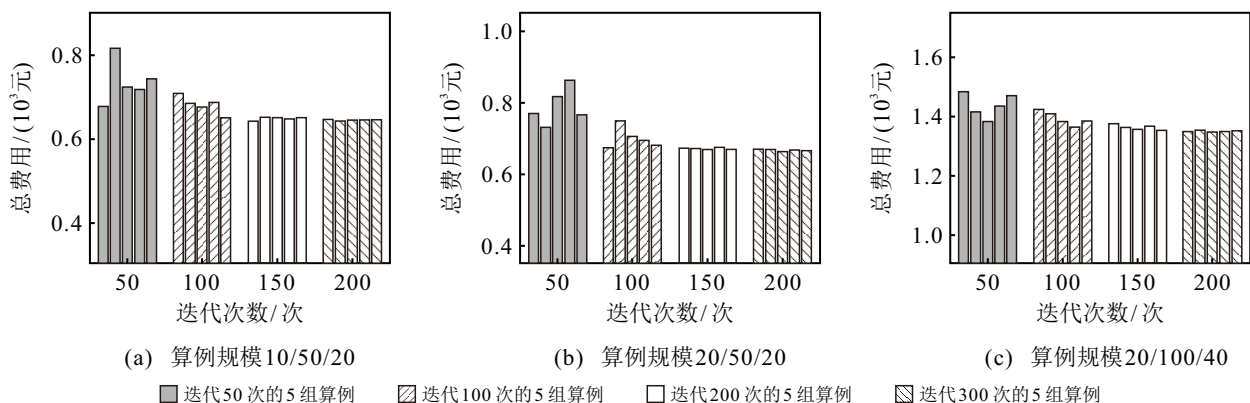


此外, 本文针对上述 3 个场景各生成一组算例, 设定外层 AI 算法迭代次数为 50、100、200 和 300 四种情形, 并用 AI-ACO 算法运行 5 次求解, 结果如图 4 所示。

由图 4(a) 和图 4(b) 可见, 当设定外层 AI 算法迭代次数为 50 和 100 时, 场景“10/50/20”和“20/50/20”的 5 次求解质量均不稳定, 当设定迭代次数为 200 和 300 时, 5 次求解质量均基本稳定。由图 4(c)

可见, 当设定外层 AI 算法迭代次数为 50、100 和 200 时, 场景“20/100/40”的 5 次求解质量均不稳定, 当设定迭代次数为 300 时, 5 次求解质量基本稳定。由此, 本文针对场景“10/50/20”和“20/50/20”, 设置外层 AI 算法的迭代次数为 200, 针对场景“20/100/40”, 设置外层 AI 算法的迭代次数为 300。

为了验证所设计 AI-ACO 算法 (记为算法 1) 性能, 选择同样采用就近拆单策略的文献 [12] 算法 (记



为算法 2) 作对比, 并通过设置一种简单算法 (记为算法 3), 为各客户订单分别生成一条只服务该客户的初始配送路径方案, 将该初始方案下的配送总成本作为算法对比的上界, 为了验证方案剪除策略的有效性, 将所提出 AI-ACO 算法中不使用方案剪除

策略的算法记为算法 4, 用于与所提出算法进行求解时间对比. 针对“10/50/20”“20/50/20”和“20/100/40”3 个场景, 各随机生成 6 组算例, 其他参数和算法程序同上, 运算可得到 6 组算例在上述 4 种算法下的求解结果平均值如表 3 所示.

表3 算法求解结果比较

场景	算法1		算法2		算法3	算法4	$f_2 - f_1$	$g_4 - g_1$
	总成本 f_1 /元	时间 g_1 /s	总成本 f_2 /元	时间 g_2 /s	总成本 f_3 /元	时间 g_4 /s	f_3	g_1
10/50/20	631.43	82.99	683.53	39.23	807.67	254.29	6.45%	2.07
20/50/20	644.47	97.37	711.68	44.30	849.21	269.07	7.89%	1.76
20/100/40	1256.31	251.14	1355.93	129.57	1516.64	831.37	6.56%	2.32

注: 算法3仅生成初始方案, 其求解时间可以忽略; 算法4与算法1总成本几乎相同, 在此省略.

由表 3 可见, 所设计 AI-ACO 算法虽然求解时间比算法 2 稍长, 但是仍然在可接受范围内. 而以算法 3 结果作为上界, 可得在 3 个场景下, 相较于算法 2, 算法 1 求解质量结果平均有 6.45% ~ 7.89% 的提升, 因此其算法性能更优. 此外, 由表 3 还可以看出, 所设计方案剪除策略对算法求解时间效率平均有 1.76 ~ 2.32 倍的提升, 随着算例规模的扩大, 求解时间效率提升幅度也增大. 原因在于, 当问题规模较大时, 节点数量增多导致求解骑手配送路径更为复杂, 算法需要反复调用内层的 ACO 算法求当前订单拆分方案下骑手最优配送路径, 设计方案剪除策略, 可减少大量不必要的内层 ACO 算法调用, 从而有效提升了算法的求解时间效率.

此外, 为验证 AI-ACO 算法求解质量的稳定性, 本文针对场景“20/100/40”, 随机生成 3 组算例, 运行算法 1 和算法 2 各 10 次, 运算结果如表 4 所示.

表4 算法求解的稳定性

运算结果	算例1		算例2		算例3	
	算法1	算法2	算法1	算法2	算法1	算法2
均值/元	1244.47	1357.88	1276.26	1342.96	1261.16	1362.30
标准差/元	4.1207	28.6340	3.5744	24.5425	3.3146	27.3212

由表 4 可见, 相比于文献 [12] 算法 (算法 2), 所设计 AI-ACO 算法 (算法 1) 不仅在求解质量 (总成本均值) 上更优, 而且在求解的稳定性 (标准差) 上更好.

4.3 敏感性分析

在协同配送策略下, 平台需要根据客户订单包含药品种类数量和连锁药店药品库存量来制订线上线下药品订单配送方案, 因此, 有必要对这两大关键因素展开研究. 本文在上述海王星辰 O2O 药品平台实际场景算例中, 令药品种类数量分别为 10、15、

20、25、30 种, 共 5 种情形, 其他参数保持不变, 对算例进行敏感性分析, 结果如图 5 所示.

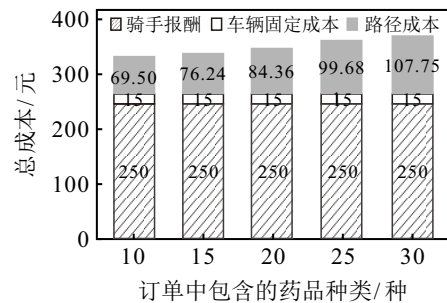


图5 药品种类敏感性分析

由图 5 可见, 随着客户订单中包含药品种类数的增加, 车辆固定成本和骑手报酬保持不变, 车辆配送路径成本和平台配送总成本呈缓慢增长趋势. 究其原因, 是因为客户订单中包含药品种类数增加使得客户订单拆单数随之增加, 骑手需要访问更多的药店才能集齐客户订单药品, 导致骑手的配送路径成本增加, 且平台配送总成本增量均由路径成本贡献, 其增长较为缓慢.

令连锁药店各种药品库存量与其订单需求量均值的比例系数分别为 1.5、2.0、2.5、3.0、3.5、4.0、4.5 和 5.0, 共 8 种情形, 其他参数保持不变, 对算例进行敏感性分析, 结果如图 6 所示.

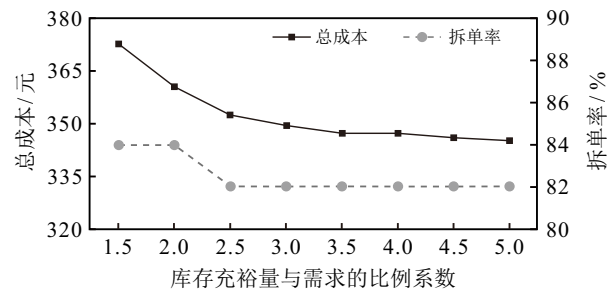


图6 药品库存量敏感性分析

由图 6 可见, 随着连锁药店药品库存量和需求

比例系数增大,平台配送总成本总体呈现下降趋势,拆单率(需要进行拆分的订单数与订单总数的比)在比例系数为 1.5 和 2 时为 84% 左右,此后稳定在 82% 左右.究其原因,是因为药品库存量的增加使得某些订单由其临近连锁药店提供的机率增加,配送成本更低.同时,库存量提升至特定水平后,使得部分原本需要拆分的订单无需拆分,即药品订单的拆单率得以降低,骑手对连锁药店的访问数量减少,这也使得平台配送总成本降低.另外,当药品库存足够充裕时,拆单率受连锁药店药品持有种类数量限制不再发生变化,配送总成本降低趋势逐渐趋于平缓.

5 结论

本文提出了多客户订单统一拆分和配送的新规则,以及骑手混合访问药店和客户的新路径策略,建立了药品配送取货药店选择与骑手路径协同优化模型,设计了一种 AI-ACO 组合嵌套求解算法,算例分析结果表明:1) O2O 药品订单统一拆分与协同配送可缩短配送总路径,提高了配送资源利用率,降低了平台配送总成本;2) 尽管客户订单中包含药品种类数增加会导致客户订单拆单数增多,但是,对于平台配送总成本的影响非常有限;3) 平台连锁药店各种药品库存量对于降低平台配送总成本和拆单率具有正向的影响作用.

本研究的管理启示如下:1) 药品零售企业应结合线上药品订单履行时间(即最迟送达客户时间)要求和骑手配送所需的(最长)时间要求,设定合理的决策期,针对决策期内的所有客户线上药品订单,平台采取统一拆分和配送,以实现平台 O2O 药品订单收益优化的目标;2) 为了能够在较少的药店集齐客户订单药品,减少订单拆单数和骑手行驶路径距离,在满足药品存储空间和存储条件的前提下,各连锁药店应尽可能地存储多种类药品,以便降低平台配送总成本;3) 药品零售企业应充分搜集和预测线下和线上客户订单需求量信息,设定合理的各种药品库存量阈值,以便在满足客户线下和线上 O2O 药品订单需求的条件下,实现连锁药店各种药品库存合理化的目标.

参考文献 (References)

- [1] 袁志远, 高杰, 杨才君. 动态不确定性-药品物流多中心选址优化研究[J]. 运筹与管理, 2023, 32(8): 32-37. (Yuan Z Y, Gao J, Yang C J. Dynamic uncertainty-optimization of drug logistics multi-center location[J]. Operations Research and Management Science, 2023, 32(8): 32-37.)
- [2] Yu M Q, Li Y G, Zhuang Y L, et al. Integrated optimization model of the urgent order distribution and delivery problem of online pharmacy[J]. *Procedia Computer Science*, 2018, 126: 1913-1925.
- [3] 邢玉伟, 王展华, 杨华龙. 需求可离散拆分电动汽车充电策略和路径优化问题[J]. 控制与决策, 2025, 40(3): 987-995. (Xing Y W, Wang Z H, Yang H L. Electric vehicle charging strategies and routing optimization under discrete split demands[J]. Control and Decision, 2025, 40(3): 987-995.)
- [4] 唐坚强, 祁超, 王红卫. 带时间窗的多仓库订单拆分与异构车辆路径联合优化方法[J]. 系统工程理论与实践, 2023, 43(5): 1446-1464. (Tang J Q, Qi C, Wang H W. Integrated optimization approach to multi-depot order splitting and heterogeneous vehicle routing with time windows[J]. *Systems Engineering — Theory & Practice*, 2023, 43(5): 1446-1464.)
- [5] Wang Y, Lei L F, Zhang D X, et al. Towards delivery-as-a-service: Effective neighborhood search strategies for integrated delivery optimization of e-commerce and static O2O parcels[J]. *Transportation Research — Part B: Methodological*, 2020, 139: 38-63.
- [6] Chen S, Golden B, Wasil E. The split delivery vehicle routing problem: Applications, algorithms, test problems, and computational results[J]. *Networks*, 2007, 49(4): 318-329.
- [7] Xie L, Thieme N, Krenzler R, et al. Introducing split orders and optimizing operational policies in robotic mobile fulfillment systems[J]. *European Journal of Operational Research*, 2021, 288(1): 80-97.
- [8] 卿东升, 邓巧玲, 李建军, 等. 基于粒子群算法的满载需求可拆分车辆路径规划[J]. 控制与决策, 2021, 36(6): 1397-1406. (Qing D S, Deng Q L, Li J J, et al. Split vehicle route planning with full load demand based on particle swarm optimization[J]. Control and Decision, 2021, 36(6): 1397-1406.)
- [9] 万明重, 蒋忠中, 秦绪伟, 等. 考虑拆分策略的智能仓库订单拣选优化问题[J]. 计算机集成制造系统, 2021, 27(6): 1809-1819. (Wan M Z, Jiang Z Z, Qin X W, et al. Optimization for order picking problem with splitting policy in smart warehouses[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2021, 27(6): 1809-1819.)
- [10] 朱姗, 张博, 胡祥培. “一地多仓”型网上超市多品订单的拆分优化决策方法[J]. 中国管理科学, 2024, 32(4): 250-260. (Zhu S, Zhang B, Hu X P. Order splitting optimization method of multi-item order fulfillment in online supermarkets with multi-warehouses in a city[J]. *Chinese Journal of Management Science*, 2024, 32(4): 250-260.)
- [11] 张源凯, 胡祥培, 黄敏芳, 等. 网上超市拆分订单合并打包策略经济决策模型[J]. 管理科学学报, 2019, 22(10): 24-36.

- (Zhang Y K, Hu X P, Huang M F, et al. Economic decision model for package consolidation in fulfilling split orders of online supermarkets[J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2019, 22(10): 24-36.)
- [12] 辛禹辰, 施胜男, 杨华龙. 基于订单拆分的线上到线下连锁门店配送优化模型[J]. *交通运输系统工程与信息*, 2020, 20(5): 212-217.
(Xin Y C, Shi S N, Yang H L. An optimization model for O2O chain stores distribution based on order splitting[J]. *Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology*, 2020, 20(5): 212-217.)
- [13] 黄敏芳, 张源凯, 王颜新. 网上超市拆分订单的合并打包优化决策方法[J]. *系统工程理论与实践*, 2021, 41(2): 286-296.
(Huang M F, Zhang Y K, Wang Y X. A decision-making method of package consolidation for split orders in online supermarket[J]. *Systems Engineering — Theory & Practice*, 2021, 41(2): 286-296.)
- [14] Zhang Y K, Lin W H, Huang M F, et al. Multi-warehouse package consolidation for split orders in online retailing[J]. *European Journal of Operational Research*, 2021, 289(3): 1040-1055.
- [15] Zhang Y K, Sun L J, Hu X P, et al. Order consolidation for the last-mile split delivery in online retailing[J]. *Transportation Research — Part E: Logistics and Transportation Review*, 2019, 122: 309-327.
- [16] 于梦琦, 胡祥培, 黄敏芳. 网上药店“一单多品”订单的协同配送优化方法[J]. *系统工程理论与实践*, 2020, 40(10): 2658-2668.
(Yu M Q, Hu X P, Huang M F. Collaborative delivery optimization method of online pharmacy with multi-item order[J]. *Systems Engineering — Theory & Practice*, 2020, 40(10): 2658-2668.)
- [17] 丁秋雷, 胡祥培, 姜洋, 等. O2O 模式下医药电商订单分配 —— 物流配送联合优化方法[J]. *工业工程与管理*, 2025, 30(1): 54-62.
(Ding Q L, Hu X P, Jiang Y, et al. An optimization approach to integrate order allocation with delivery in O2O mode of pharmaceutical e-commerce[J]. *Industrial Engineering and Management*, 2025, 30(1): 54-62.)
- [18] 汪翼, 李秀晖, 雒兴刚. 考虑配送交通风险的新零售平台、骑手及消费者三方演化博弈分析[J]. *系统管理学报*, 2024, 33(1): 46-58.
(Wang Y, Li X H, Luo X G. Three-party evolutionary game analysis of new retail platform, deliverymen, and consumer considering delivery traffic risk[J]. *Journal of Systems & Management*, 2024, 33(1): 46-58.)
- [19] 高展, 姜艳萍. 考虑交付期限的订单配送策略[J]. *控制与决策*, 2024, 39(6): 2089-2096.
(Gao Z, Jiang Y P. Requests dispatch strategy with delivery constraints[J]. *Control and Decision*, 2024, 39(6): 2089-2096.)
- [20] 冯爱兰, 周映雪, 龚艳茹, 等. 抢派结合模式下外卖配送问题研究[J]. *控制与决策*, 2024, 39(9): 3135-3142.
(Feng A L, Zhou Y X, Gong Y R, et al. Research on takeout distribution based on combination mode of order dispatching and grabbing[J]. *Control and Decision*, 2024, 39(9): 3135-3142.)
- [21] 赵蒙, 于梦琦, 胡祥培. 新零售背景下药品协同配送优化研究[J]. *系统工程理论与实践*, 2021, 41(2): 297-309.
(Zhao M, Yu M Q, Hu X P. Optimization scheduling method of drug collaborative distribution under the background of new retail[J]. *Systems Engineering — Theory & Practice*, 2021, 41(2): 297-309.)

作者简介

杨华龙 (1964-), 男, 教授, 博士, 博士生导师, 主要研究方向为物流与供应链管理、物流管理与运输组织优化, E-mail: hlyang@dlnu.edu.cn;

金兴忱 (1996-), 男, 博士生, 主要研究方向为物流系统优化, E-mail: 925777264@qq.com;

刘家宁 (1997-), 女, 硕士, 主要研究方向为物流配送与管理, E-mail: ljn_18742519115@163.com.