

控制与决策

Control and Decision

基于位置变换策略的多任务共生生物搜索算法求解冷链物流配送问题

程美英, 徐江, 王圣君

引用本文:

程美英, 徐江, 王圣君. 基于位置变换策略的多任务共生生物搜索算法求解冷链物流配送问题[J]. *控制与决策*, 2025, 40(3): 765-774.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2024.0162>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[面向全局搜索的自适应领导者樽海鞘群算法](#)

Global search-oriented adaptive leader salp swarm algorithm

控制与决策. 2021, 36(9): 2152-2160 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0090>

[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>

[求解约束优化问题的改进果蝇优化算法及其工程应用](#)

Improved fruit fly optimization algorithm for solving constrained optimization problems and engineering applications

控制与决策. 2021, 36(2): 314-324 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0557>

[现货市场补充作用下基于总量折扣的运输服务采购问题研究](#)

Transportation service procurement based on total discount under complementary effect of spot market

控制与决策. 2021, 36(11): 2794-2802 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0274>

[基于2D-OTSU图像边缘检测的回转窑工况识别方法](#)

Condition recognition method of rotary kiln based on 2D-OTSU image edge detection

控制与决策. 2021, 36(10): 2427-2434 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0348>

基于位置变换策略的多任务共生生物搜索算法 求解冷链物流配送问题

程美英^{1†}, 徐江², 王圣君¹

(1. 湖州师范学院 经济管理学院, 浙江 湖州 313000; 2. 湖州师范学院 信息工程学院, 浙江 湖州 313000)

摘要: 随着生活水平和消费水平的提高, 人们对冷链物流配送需求与日俱增. 同时, 现实中的冷链物流公司往往需要同时承担多个运输任务. 如何优化冷链物流配送路径, 在保证客户满意度和冷藏品新鲜度的同时, 降低多个配送任务各项成本, 是当前急需解决的问题. 鉴于此, 首先构建包含车辆使用、油耗、碳排放、制冷、货损、时间窗惩罚成本以及客户满意度等约束的冷链物流配送模型; 然后将多因子优化 (MFO) 信息共享框架与共生生物搜索 (SOS) 算法相结合, 引入位置变换策略促进不同任务之间共享有效路径信息, 提出基于位置变换策略的多任务共生生物搜索 (PTMSOS) 算法; 最后将其用于求解多个冷链物流配送问题. 仿真实验表明, PTMSOS 算法不仅能够同时加快多个冷链物流配送问题的收敛速度, 还能显著降低多个配送任务的各项成本.

关键词: 冷链物流配送; 多任务优化; 共生生物搜索算法; 位置变换策略

中图分类号: TP18

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2024.0162

引用格式: 程美英, 徐江, 王圣君. 基于位置变换策略的多任务共生生物搜索算法求解冷链物流配送问题 [J]. 控制与决策, 2025, 40(3): 765-774.

A position transform multitasking symbiotic organisms search algorithm for vehicle routing problems in cold chain logistics

CHENG Mei-ying^{1†}, XU Jiang², WANG Sheng-jun¹

(1. School of Economics & Management, Huzhou University, Huzhou 313000, China; 2. School of Information Engineering, Huzhou University, Huzhou 313000, China)

Abstract: With the enhancement of living standards and the rise in consumption levels, there has been a corresponding surge in the demand for cold chain logistics distribution. In cold chain logistics companies, multiple transportation tasks must be performed simultaneously. Optimizing the distribution route to reduce logistics costs while ensuring customer satisfaction is an urgent concern that must be addressed. Therefore, a mathematical model of cold chain logistics distribution is established firstly, which considers costs related to vehicle usage, fuel consumption, carbon emissions, refrigeration, cargo damage, time window penalties, and the constraint of customer satisfaction. Then, a multifactorial optimization sharing framework is combined with the symbiotic organism search algorithm, and a position transformation strategy is introduced to promote the sharing of effective route information. Finally, the position transform multitasking symbiotic organism search (PTMSOS) algorithm is proposed, which is applied to solve a set of cold chain logistics distribution problems concurrently. Experimental results show that the PTMSOS can accelerate the convergence speed of multiple cold chain logistics distribution problems and significantly reduce costs.

Keywords: cold chain logistics distribution; multitasking optimization; symbiotic organisms search; position transform strategy

0 引言

随着生活水平的提高, 消费结构不断升级, 人们对果蔬、禽肉、水产、乳制品等生鲜产品的需求增加,

这显著加快了冷链物流服务行业的迅速崛起. 同时, 随着“双碳”发展目标的提出, 各行各业都在积极落实国家绿色低碳发展要求. 冷链物流作为物流业的

收稿日期: 2024-02-17; 录用日期: 2024-08-11.

基金项目: 国家自然科学基金青年科学基金项目 (62102148); 浙江省教育厅一般项目 (Y202351156).

责任编辑: 刘士新.

[†]通信作者. E-mail: 02550@zjhu.edu.cn.

本文附带电子附录文件, 可登录本刊官网该文“资源附件”区自行下载阅览.

一个主要分支,因需要消耗更多燃料来维持车厢的低温环境,故是实现“双碳”目标的重点领域.冷链物流配送问题实质是一个带多种约束条件的车辆路径规划问题^[1],现有对冷链物流配送问题的研究主要基于两方面:

1) 考虑冷链物流各项成本构建冷链物流配送模型,并采用一系列优化算法进行求解.如文献[2]针对冷链物流配送过程中运输时间不确定问题,采用分支切割算法将违背客户时间窗的风险降至最低;文献[3]构建考虑固定成本、油耗和时间窗惩罚成本的冷链物流配送模型,并采用人工鱼群算法对其进行求解;由于生鲜产品易腐性,在运输及卸货过程中会因新鲜度丧失而产生一定成本,故文献[4]增加货损成本,并引入蚁群算法进行求解.随后,文献[5]进一步考虑由于消耗燃油而产生的碳排放成本,并引入蚁群算法对其进行求解;因冷藏车在配送货物过程中需要启动制冷设备维持生鲜品新鲜度,文献[1]在上述模型基础上引入制冷成本,并采用改进邻域搜索算法进行求解;文献[6]综合上述文献中所有成本,构建包含固定成本、油耗、制冷、货损、碳排放和时间窗惩罚成本的冷链物流配送模型,并引入共生生物搜索(symbiotic organisms search, SOS)算法进行求解.

2) 在冷链物流配送过程中考虑客户满意度.随着冷链物流服务业的持续发展,客户满意度对于冷链物流服务的重要性日益凸显.如文献[7]基于交付服务时间窗构造客户满意度模糊隶属度函数,构建冷链配送成本和客户满意度比值最小化目标函数,以达到最小化物流成本,最大化客户满意度的目的;文献[8]引入所有客户时间窗满意度平均值衡量客户满意度水平,并将冷链各项成本之和与满意度比值作为目标函数;文献[9]将所有客户服务时间窗满意度均值作为目标函数之一,构建多目标优化模型,并采用多目标遗传算法进行求解.

综上,现有对冷链物流配送模型的研究已较为完善,但对客户满意度研究主要基于配送时效性度量,而从生鲜品新鲜度角度来衡量客户满意度研究却不多见.同时,现有冷链物流配送问题大多采用遗传算法、蚁群算法、SOS算法等进行求解,这些算法在每次迭代过程中仅能求解一个冷链物流配送任务.

SOS算法^[10]通过模仿生物个体“互利共生”“偏利共生”和“寄生”操作而引导个体不断进化.与其他群体智能算法相比,SOS算法具有控制参数少、搜索速度快等优势.然而,现有SOS算法主要致力于一次求解单个任务,而现实生活中的冷链物流公

司通常需要承担多个运输任务,且每一项任务鲜少孤立存在,往往紧密相关.因而,如何引入SOS算法同时优化多个冷链物流配送问题,并挖掘任务之间的有用信息来提高所有运输任务效率,缩短各项成本,是当前急需解决的问题.

多任务优化(multitasking optimization, MTO)^[11]是指挖掘群体智能算法“隐并行性”,并通过任务之间共享有效信息来同时促进多个不同任务共同进化,在多任务高维函数优化^[12]、多任务工程优化^[13]等领域已得到较好应用.然而,无关信息共享会遏制干扰多任务优化性能,进而产生“信息负迁移”现象^[14].为解决该问题,文献[15-16]依托遗传算法,提出遗传变换策略,有效遏制了信息负向迁移消极影响.然而,上述遗传变换策略仅适用于连续域,而对于冷链物流配送这类离散型优化问题不再适用.

本文以SOS算法为多任务优化依托算法,借鉴文献[15-16]遗传变换思想构建离散路径映射矩阵,即在信息迁移过程中将某一任务个体路径序列映射到另一任务当前全局最优路径附近后再实施信息交互,提出基于位置变换策略的多任务SOS(position transform multitasking SOS, PTMSOS)算法,并将PTMSOS算法同时求解多个冷链物流配送问题.

本文主要创新点如下:

1) 引入生鲜品送达后的新鲜度来度量客户满意度.现有对客户满意度的研究主要从配送时效性入手,随着冷链物流业的发展,客户对生鲜产品的品质要求越来越高,而从生鲜产品新鲜度角度来衡量客户满意度的研究却鲜有报道.本文将客户满意度转化为客户对生鲜产品新鲜度约束来体现物流配送时企业经济效益,并探讨不同满意度水平下冷链物流企业所需投入的成本.

2) 信息共享是MTO的核心,现有MTO算法主要基于两种信息共享框架:多因子优化(multifactorial optimization, MFO)^[11]和多种群演化(multi-population evolution, MPE)^[12].从复杂系统视角看,MFO和MPE本质虽一致,但仍有细微差别^[17].MPE采用多个种群求解多个任务(即种群数量和任务个数相同),并基于协同进化思想实现不同任务间知识迁移;而MFO采用单个种群求解多个任务,并在每次迭代过程中引入技能因子始终让最合适的个体求解最合适任务,求解效率更高.同时,文献[6]虽将SOS算法与MPE相结合构建虚拟多任务环境,但本质上还是对单个冷链物流配送问题进行求解.因此,本文将SOS算法与MFO相结合实现同时求解多个冷链物流配送问题,不同任务之间共享有效路径信

息,有效降低多个运输任务总成本。

3) 引入适于序列类型优化问题的位置变换策略,通过位置映射向量提高任务间交互产生的新解质量,有效抑制多任务之间负迁移消极影响。

1 冷链物流配送问题数学模型描述

本文参考文献 [6] 所罗列各项物流配送成本,并将货物新鲜度转换成客户满意度约束,构建冷链物流配送模型。具体为:配送中心位置确定,且每个配送中心拥有多辆相同冷藏车,每辆冷藏车在规定时间内完成配送任务后需返回配送中心。客户位置、客户产品需求量、客户期待时间窗均已知。在满足车辆载重约束下,保证客户需求均被满足,通过优化冷藏车使用数量和配送路线,实现总成本最低。

1.1 研究假设

1) 每个冷链物流配送问题仅有一个配送中心,配送中心冷藏车数量不限,但车辆载重有限。

2) 冷藏车均从配送中心出发,返回配送中心的时间不能超过配送中心期待最晚时间,所有冷藏车相同且车速均为同一常量。

3) 所有客户需求均需被满足,且一个客户只能由一辆冷藏车配送,一辆车所配送客户需求量总和不得超过车辆载重限制。

基于上述假设,给定无向图 $G = \{V, E\}$ 。其中: $V = \{1, 2, \dots, n, n+1\}$ 为所有点集合,节点 $n+1$ 表示配送中心,子集 $V_c = \{1, 2, \dots, n\}$ ($V_c \in V$) 为所有客户点集合; E 为任意两点间路径集合,客户点 a 与 b 间距离为 d_{ab} ,且配送中心共有 K 辆冷藏车。

1.2 冷链物流配送问题各项成本函数

1.2.1 车辆使用成本

车辆使用成本 C_1 包括车辆行驶的时间成本、卸货时间成本和车辆本身固定成本,即

$$C_1 = \sum_{k \in K} \sum_{a \in V} \sum_{b \in V} \mu \cdot x_{abk} \cdot \frac{d_{ab}}{v_1} + \sum_{k \in K} \sum_{a \in V_c} \mu \cdot s_a \cdot y_{ak} + \alpha \cdot K. \quad (1)$$

其中: μ 为使用车辆时的单位时间成本, α 为使用车辆固定成本, v_1 为车速, s_a 为在客户点 a 处卸货时间, $s_a = q_a/v_2$, q_a 为客户 a 货物需求量, v_2 为卸货速度。 x_{abk} 是 0-1 变量,当车辆 k 从客户 a 行驶到客户 b 时, $x_{abk} = 1$, 否则 $x_{abk} = 0$ 。 y_{ak} 也是 0-1 变量, $y_{ak} = 1$ 表示车辆 k 服务于客户点 a , 否则 $y_{ak} = 0$ 。

1.2.2 油耗成本

油耗成本 C_2 主要由两部分组成:冷藏车在运输过程中需要消耗燃油,且燃油成本与运输距离和车

辆载重直接相关;另一方面,在运输、卸货、等待客户过程中,制冷设备需要消耗燃油维持车厢低温,并且卸货过程中车门持续打开导致油耗更大,如下所示:

$$\eta = \sum_{k \in K} \sum_{a \in V} \sum_{b \in V} x_{abk} \left(\rho_0 + \frac{\rho_1 - \rho_0}{Q} Q_{ab} \right) d_{ab} + \beta_2 \sum_{a \in V_c} s_a + \beta_1 \sum_{k \in K} \sum_{a \in V} \sum_{b \in V} x_{abk} \frac{d_{ab}}{v_1} + \beta_1 \sum_{a \in V_c} \max\{(ET_a - t_a), 0\}, \quad (2)$$

$$C_2 = p_f \cdot \eta. \quad (3)$$

其中: η 为冷链物流配送总油耗; ρ_0 和 ρ_1 分别为冷藏车空载和满载时单位距离油耗; Q 为车辆最大载重; Q_{ab} 为从客户 a 行驶到客户 b 过程中冷藏车载重; β_1 为运输和等待时单位制冷油耗; β_2 为卸货时制冷油耗且 $\beta_2 > \beta_1$; t_a 为冷藏车到达客户 a 时间; p_f 为单位油耗价格; ET_a 为客户 a 期待最早服务时间。

1.2.3 碳排放成本

在碳税机制下,公司需要着重考虑碳排放所带来的额外成本。冷链物流配送过程中的碳排放成本 C_3 如下所示:

$$C_3 = p_c \cdot (\psi \cdot \eta - C_q). \quad (4)$$

其中: p_c 为单位碳排放价格, ψ 为碳排放系数, C_q 为碳配额。

1.2.4 制冷成本

为防止冷链产品腐败变质,在冷链物流配送过程中需要维持车厢低温以保证产品新鲜度,进而产生制冷成本 C_4 ,具体如下所示:

$$C_4 = \sigma_1 \sum_{k \in K} \sum_{a \in V} \sum_{b \in V} x_{abk} \frac{d_{ab}}{v_1} + \sigma_1 \sum_{a \in V_c} \max\{(ET_a - t_a), 0\} + \sigma_2 \sum_{a \in V_c} s_a. \quad (5)$$

其中: σ_1 为运输和等待时单位制冷成本, σ_2 为卸货时单位制冷成本。

1.2.5 货损成本

因冷藏车卸货时车门开关而造成温度降低,从而导致产品新鲜度受损。这里引入货物新鲜度衰减函数来计算因新鲜度损坏所造成成本,如下所示:

$$C_5 = p_p \sum_{k \in K} \sum_{a \in V_c} y_{ak} q_a (1 - e^{-\theta_1 (\max\{t_a, ET_a\} - DET)}) + p_p \sum_{k \in K} \sum_{a \in V_c} y_{ak} Q_a (1 - e^{-\theta_2 s_a}). \quad (6)$$

其中: p_p 为生鲜品单位价格, θ_1 为运输和等待时货物

新鲜度衰减系数, θ_2 为卸货时货物新鲜度衰减系数, Q_a 为离开客户 a 后车辆载重.

1.2.6 时间窗惩罚成本

为防止客户无效等待, 需要对违背客户期待的服务时间进行惩罚, 具体如下所示:

$$C_6 = \sum_{a \in V_c} [\omega_e \max\{(ET_a - t_a), 0\}] + \sum_{a \in V_c} [\omega_l \max\{(t_a - LT_a), 0\}]. \quad (7)$$

其中: ω_e 和 ω_l 分别为冷藏车早于和晚于客户时间窗惩罚成本, 且 $\omega_e < \omega_l$; $\max\{(ET_a - t_a), 0\}$ 和 $\max\{(t_a - LT_a), 0\}$ 分别为早到或晚到客户点总时长, 且 $ET_a \leq t_a \leq LT_a$.

1.3 冷链物流配送问题目标函数和约束

由上述假设和各项成本可得出本文冷链物流配送问题目标函数为上述6项成本之和, 即

$$\min f = C_1 + C_2 + C_3 + C_4 + C_5 + C_6. \quad (8)$$

约束条件为

$$\sum_{a, n \in V_c} x_{ank} = \sum_{a, n \in V_c} x_{nak} = 1, \quad k \in K; \quad (9)$$

$$\sum_{k \in K} y_{ak} = 1, \quad a \in V_c; \quad (10)$$

$$\sum_{a \in V_c} q_a y_{ak} \leq Q, \quad k \in K. \quad (11)$$

其中: 式(8)表示目标函数为最小化各项成本之和; 约束(9)表示每辆冷藏车仅有一条配送路径, 且服务完该路径所有客户之后必须返回配送中心; 约束(10)表示每个客户仅能被一辆冷藏车服务一次; 约束(11)表示每条配送路径上所有客户需求之和不得超过最大车载重.

$$ET_a \leq t_a \leq LT_a, \quad a \in V_c. \quad (12)$$

$$t_b = \sum_{k \in K} \sum_{a \in V_c} \left(\max\{t_a, ET_a\} + s_a + \frac{d_{ab}}{v_1} \right) x_{abk} + \sum_{k \in K} \left(DET + \frac{d_{ab}}{v_1} \right) x_{abk}, \quad a, b \in V_c. \quad (13)$$

$$\gamma_a = \sum_{k \in K} \sum_{a \in V_c} y_{ak} q_a (1 - e^{-\theta_1 (\max\{t_a, ET_a\} - DET)}) + \sum_{k \in K} \sum_{a \in V_c} y_{ak} Q_a (1 - e^{-\theta_2 s_a}). \quad (14)$$

$$s_a = \begin{cases} 1, & 0 < \gamma_a \leq \delta_1; \\ \frac{\delta_2 - \gamma_a}{\delta_2 - \delta_1}, & \delta_1 < \gamma_a \leq \delta_2; \\ 0, & \gamma_a > \delta_2. \end{cases} \quad (15)$$

$$S = \frac{1}{n} \sum_{a=1}^n S_a \geq M. \quad (16)$$

约束(12)表示客户期望的服务时间; 约束(13)表示车辆到达客户点 b 的时间为到达客户 a 的时间、在客户 a 的卸货时间以及从客户 a 行驶到客户 b 时间之和, $[DET, DLT]$ 为配送中心时间窗. 同时, 为突出货物新鲜度重要性, 引入货损成本中新鲜度衰减函数来计算货物新鲜度损坏率, γ_a 表示在客户点 a 处货物新鲜度损坏率(式(14)). 得到新鲜度损坏率后, 与客户可容忍产品货损范围 $[\delta_1, \delta_2]$ 进行对比, 得到客户 a 满意度 S_a (式(15)). 当配送结束后, 对所有客户满意度取平均值即为此次配送客户满意度 S , M 为最低客户满意度(式(16)). 因此, 在问题求解过程中不满足客户满意度约束的解即为不可行解, 这在一定程度上增加了问题的优化难度.

2 多任务 PTMSOS 算法求解冷链物流配送问题

2.1 基本 SOS 算法

SOS 算法基本思想为: 随机生成若干生物个体组成生物种群, 每个生物个体代表一个候选解, 通过模仿生物互利共生、偏利共生、寄生操作引导个体不断向全局最优解靠近. 假设种群规模为 m , 则个体 $x_i (i = 1, 2, \dots, m)$ 表示一个候选解.

1) 互利共生阶段. 对种群中的个体 x_i , 随机选择另一个体 $x_j (x_i \neq x_j)$, 按下式实施互利共生操作, 生成新个体 x_i^{new} 和 x_j^{new} :

$$x_i^{\text{new}} = x_i + \text{rand}(0, 1) \cdot \left(x_{\text{best}} - \frac{x_i + x_j}{2} \cdot \text{BF}_1 \right), \quad (17)$$

$$x_j^{\text{new}} = x_j + \text{rand}(0, 1) \cdot \left(x_{\text{best}} - \frac{x_i + x_j}{2} \cdot \text{BF}_2 \right). \quad (18)$$

若 x_i^{new} 优于 x_i , 或 x_j^{new} 优于 x_j , 则取代之; 反之保留 x_i 或 x_j . 其中: $\text{rand}(0, 1)$ 为 $(0, 1)$ 之间的随机数, x_{best} 为种群当前全局最优解, BF_1 和 BF_2 为获益因子, 分别取自 $[1, 2]$ 之间的随机数.

2) 偏利共生阶段. 随机选择个体 x_i 和 $x_j (x_i \neq x_j)$, x_i 与 x_j 相互作用, 且仅使 x_i 受益, x_j 既不获利也无损害. x_{best} 为种群当前全局最优解, $\text{rand}(-1, 1)$ 为 $[-1, 1]$ 间的随机数, x_i 和 x_j 产生新个体 x_i^{new} 如下:

$$x_i^{\text{new}} = x_i + \text{rand}(-1, 1) \cdot (x_{\text{best}} - x_j). \quad (19)$$

若 x_i^{new} 优于 x_i , 则取代之; 反之保留 x_i .

3) 寄生阶段. 在定义域内产生多个随机数用于修改个体 x_i 相应基因位, 形成新个体 x_{pv} , 然后与随

机挑选的宿主个体 $x_j (x_j \neq x_i)$ 适应值进行对比, 若 x_{pv} 优于 x_j , 则 x_{pv} 取代 x_j , 反之保留 x_j .

2.2 PTMSOS 搜索空间构建、编码和双向映射解码策略

2.2.1 基于 MFO 的多任务搜索空间构建

因 MFO 采用单个种群求解多个任务, 引入规模为 m 的种群 P 用于同时求解 $H (H \geq 2)$ 个不同的冷链物流配送问题. 任务 $T_h (h = 1, 2, \dots, H)$ 搜索空间和维度分别为 Z_h 和 D_h , 则多任务统一搜索空间 $Z = Z_1 \cup Z_2 \cup \dots \cup Z_H$, 且 $D_Z = \max\{D_h\}$ [11]. 因冷链物流配送问题的目标为最小化各项成本之和, 则同时求解 H 个任务的目标函数如下所示:

$$\{x_{best}^1, x_{best}^2, \dots, x_{best}^H\} = \operatorname{argmin}\{f_1(x), f_2(x), \dots, f_H(x)\}. \quad (20)$$

其中 x_{best}^h 为第 h 个冷链物流配送问题最优解.

当采用 MFO 构建多任务环境时, 为更好地评估每个个体最适宜求解的任务, 定义如下 3 个关键因子:

- 1) 等级因子 φ_i^h : 指种群 P 中个体 x_i 求解任务 T_h 时的适应值排序;
- 2) 标量因子 r_i^h : 指个体 x_i 在 H 个不同任务上的等级因子 $\{\varphi_i^1, \varphi_i^2, \dots, \varphi_i^H\}$, 比较得出 x_i 最适宜求解的任务标量 $r_i^h = 1 / \min\{\varphi_i^h\}$;
- 3) 技能因子 τ_i : 在 H 个任务中, 个体 x_i 最适宜求解的任务.

2.2.2 PTMSOS 编码和双向映射解码策略

因冷链物流配送问题本质是离散型车辆路径规划问题, 先采用自然数编码方式给 $\forall x_i (i = 1, 2, \dots, m)$ 初始化路径序列 $(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD_Z})$, 而解码任务 T_h 时, 只需取 x_i 中序号为 h 以内的客户点. 以同时求解两个冷链物流配送问题 T_1 和 T_2 为例, T_1 和 T_2 维度分别为 7 和 4, 则统一搜索空间维度 $D_Z = \max\{7, 4\} = 7$. 假设初始时刻个体 x_i 编码为 $x_i = (7, 2, 3, 1, 5, 4, 6)$, 解码后任务 T_2 所对应的客户点序列为 $(2, 3, 1, 4)$. 具体如图 1 所示.

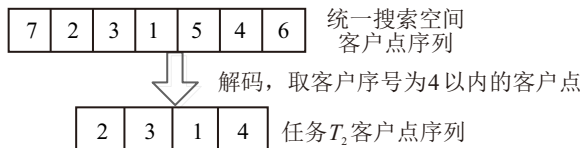


图1 PTMSOS 编码和解码示意图

因 SOS 算法最初适用于连续域, 为能在互利、偏生和寄生阶段更新个体位置, 引入双向映射解码策略 [6]. 首先按式 (17) ~ (19) 将离散路径序列 $(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD_Z})$ 映射成连续位置 $(x'_{i1}, x'_{i2}, \dots, x'_{iD_Z})$; 然后参考文献 [11] 将上述连续位置索引按升序排

序, 即将 $(x'_{i1}, x'_{i2}, \dots, x'_{iD_Z})$ 反向映射回离散空间, 得到新的离散路径序列 $(x_{i1}^{new}, x_{i2}^{new}, \dots, x_{iD_Z}^{new})$. 双向映射解码策略具体过程可参见文献 [6], 这里不再赘述.

2.3 基于位置变换策略的多任务 PTMSOS 算法

基于位置变换策略的 PTMSOS 算法同时求解 H 个冷链物流配送问题基本思想如下: 首先计算初始 SOS 种群 P 中 $\forall x_i$ 的 $\varphi_i^h, r_i^h, \tau_i$, 根据 τ_i 将 P 分解成适于求解 H 个任务的临时子种群; 其次各子种群按互利、偏利、寄生操作独立进化后合并成种群 CP; 然后根据技能因子是否相同对 CP 中个体实施直接信息迁移和基于位置变换的信息迁移, 促进种群不断进化; 最后引入模拟退火 (simulated annealing, SA) 算法 [6] 优化各任务当前最优解. PTMSOS 算法伪代码如下:

算法 1 PTMSOS 算法伪代码.

- 1 初始化规模为 m 的种群 P ;
- 2 计算 $\forall x_i$ 在 H 个任务上适应值, 得出 x_i 技能因子 τ_i , 并根据 τ_i 将 P 分成 H 个种群规模为 $\text{sub_}m_h$ 的临时子种群 $\text{sub_}P_h$, 且 $\sum_{h=1}^H \text{sub_}m_h = m$;
- 3 选取各 $\text{sub_}P_h$ 中第一个个体作为任务 T_h 最优解 x_{best}^h ;
- 4 while: 未达到最大迭代次数 Maxiter do
- 5 for 对任意 $\text{sub_}P_h$ do
- 6 for 对 $\text{sub_}P_h$ 中的任意个体 do
- 7 将离散客户点序列映射回连续空间, 通过互利、偏利和寄生产生新个体;
- 8 将新个体连续位置反向映射回离散客户点序列, 并计算其适应值, 优则替换原个体;
- 9 end
- 10 比较得出 $\text{sub_}P_h$ 当前最优解;
- 11 end
- 12 合并所有 $\text{sub_}P_h$ 后形成临时种群 CP;
- 13 对种群 CP 中个体实施直接信息迁移 (见 2.3.1 节) 和基于位置变换策略的信息迁移 (见 2.3.2 节), 形成新种群 CQ;
- 14 合并 CP 和 CQ 形成种群 $\Psi = \text{CP} \cup \text{CQ}$;
- 15 根据技能因子将 Ψ 划分成 H 个子种群 $\text{sub_}P'_h$;
- 16 for 对任意 $\text{sub_}P'_h$ do
- 17 按精英选择策略选取最优的前 $\text{sub_}m_h$ 个个体形成 $\text{sub_}P_h$;
- 18 得出 $\text{sub_}P_h$ 当前最优解 x_{best}^h ;
- 19 end
- 20 引入 SA 算法对各任务当前最优解 x_{best}^h 实施局部搜索逼近全局最优解;

21 end

22 输出各任务全局最优解.

2.3.1 直接信息迁移

在种群CP中,若两个父代个体技能因子相同,则这两个父代个体直接交互产生新个体.假设父代个体 x_i 和 x_j 的技能因子相同(即 $\tau_i = \tau_j$), x_i 和 x_j 按图2和图3交互后产生新个体 x_i^{new} 和 x_j^{new} ,并赋予 x_i^{new} 和 x_j^{new} 父代技能因子.

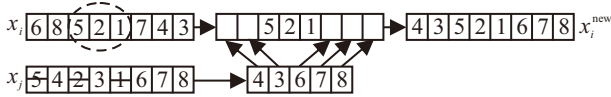


图2 直接信息迁移生成新个体 x_i^{new} 示意图

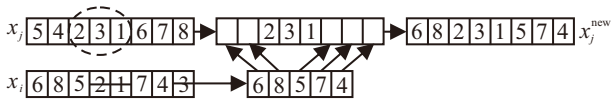


图3 直接信息迁移生成新个体 x_j^{new} 示意图

2.3.2 基于位置变换策略的信息迁移

在种群CP中,若两个父代个体技能因子不相同,则其位置可能彼此相隔甚远.若按2.3.1节所示直接进行交互,则产生的新个体会较大程度偏离各自任务全局最优解.为此,本文提出位置变换策略,构建位置转换矩阵,让信息迁移后产生的新个体在保持一定多样性的同时,尽可能靠近其所求解任务的最优解附近,有效遏制信息负迁移影响.同时,为有效控制信息迁移频率,引入文献[18]的自适应调整信息交互间隔随机参数(random mutual parameter, RMP)矩阵,具体如下所示:

$$\text{RMP} = \begin{bmatrix} \text{rmp}_{T_1 T_1} & \text{rmp}_{T_1 T_2} & \cdots & \text{rmp}_{T_1 T_H} \\ \text{rmp}_{T_2 T_1} & \text{rmp}_{T_2 T_2} & \cdots & \text{rmp}_{T_2 T_H} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \text{rmp}_{T_H T_1} & \text{rmp}_{T_H T_2} & \cdots & \text{rmp}_{T_H T_H} \end{bmatrix}. \quad (21)$$

RMP是一个 $H \times H$ 的对称矩阵,其中主对角线 $\text{rmp}_{T_h T_h} = 1 (h = 1, 2, \dots, H)$,其余设为0.95.当求解任务 T_h 的个体 x_i 和求解任务 T_v 的个体 x_j 进行信息交互时,先进入RMP矩阵,选取RMP矩阵中相应参数 $\text{rmp}_{T_h T_v}$,并将其与 $[0, 1]$ 之间随机数 $\text{rand}()$ 进行对比.当且仅当 $\text{rand}() \leq \text{rmp}_{T_h T_v}$ 时,引入位置变换矩阵实现信息迁移.直接信息迁移和基于位置变换策略的信息迁移过程伪代码如下:

算法2 直接信息迁移和基于位置变换策略的信息迁移伪代码.

1 for 对CP中的任意个体 do

2 if: $\tau_i = \tau_j$ then

3 x_i 和 x_j 直接交互生成新个体 x_i^{new} 和 x_j^{new} ;

4 end

5 if: $\tau_i \neq \tau_j$ then

6 if: $\text{rand} < \text{rmp}_{T_h T_v}$ then

7 构造位置映射向量 M_{hv} 或 M_{vh} ,将 x_i 与 M_{hv} 交互生成新个体 x_i^{new} ,将 x_j 与 M_{hv} 交互生成新个体 x_j^{new}

8 end

9 end

10 end

以同时求解两个任务 T_1 和 T_2 为例,假设个体 x_i 和 x_j 分别服务于任务 T_1 和 T_2 .当 $\text{rand}() \leq \text{rmp}_{T_1 T_2}$ 时,先将 x_i 与 T_2 的全局最优解 x_{best}^2 按图4交互形成位置变换矩阵 M_{12} .由图4可知, M_{12} 将 x_i 映射到 T_2 的当前全局最优解附近;然后将 M_{12} 与 x_j 交互产生新解 x_j^{new} .由图5可以看出, x_j^{new} 在一定程度上保留了其服务的任务 T_2 上的部分优秀路径.同理,新个体 x_i^{new} 的产生过程与 x_j^{new} 类似,即先将 x_j 与 T_1 的全局最优解 x_{best}^1 交互形成映射矩阵 M_{21} ,再将 x_i 与 M_{21} 交互生成 x_i^{new} , x_i^{new} 和 x_j^{new} 分别继承其父代 x_i 和 x_j 的技能因子.

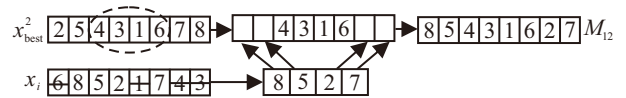


图4 位置变换矩阵 M_{12} 产生示意图

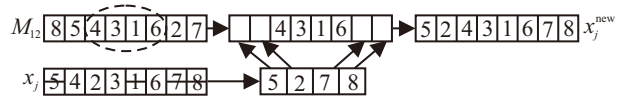


图5 基于位置变换矩阵 M_{12} 产生新个体 x_j^{new} 示意图

3 仿真实验和结果分析

本节选取X生鲜公司在3个不同地区的客户作为研究对象,利用PTMSOS算法同时求解不同规模冷链物流配送实例.为方便描述,根据不同地区中客户点和配送中心数量命名数据集,分别为CSLD22、CSLD26、CSLD30.以CSLD22为例,第0号~20号表示客户点,第21号表示配送中心.这里将CSLD22、CSLD26和CSLD30按维度从低到高组成2个多任务组:(CSLD22, CSLD26)和(CSLD26, CSLD30).其中,(CSLD22, CSLD26)表示同时求解CSLD22和CSLD26,(CSLD22, None)则表示单独求解CSLD22. CSLD22、CSLD26、CSLD30中客户点经纬度坐标通过百度地图获取,然后采用墨卡托投影方法将经纬度转换成客户平面坐标.客户满意度约束 $M = 80\%$,客户可容忍货损范围 $[\delta_1, \delta_2] = [0.006, 0.02]$,客户需求量和期待服务时间在 $[0.1, 2.0]$ 和 $[8:00, 18:00]$ 范

围内获取. 其他成本参数如表1所示. $Maxiter = 500$, m 取值为 $m = 2 \cdot (\max\{D_h\} + 1)$, SA 算法设置初始温度 100、最终温度 0.001、降温系数 0.99、SA 最大迭代次数 20.

表1 冷链物流配送问题成本相关参数设置

参数	取值	参数	取值
v_1	50 km/h	C_q	50 kg
v_2	3.6 t/h	α	150 元/辆
Q	5 t	μ	60 元/h
P_p	5 000元/t	p_f	6.68 元/L
ρ_0	0.16 L/km	σ_1	10 元/h
ρ_1	0.25 L/km	σ_2	15 元/h
β_1	1 L/h	θ_1	0.001
β_2	1.5 L/h	θ_2	0.002
φ	2.61 kg/L	ω_e	20 元/h
p_c	250 元/t	ω_i	30 元/h

3.1 PTMSOS 算法求解多任务冷链物流配送问题实验结果分析

PTMSOS 算法同时求解 (CSLD22, CSLD26),

表2 PTMSOS 算法求解多任务 (CSLD22, CSLD26) 与 (CSLD26, CSLD30) 最优解

多任务实例	总成本/元	总距离/km	总时间/h	车辆数	碳排放量/kg	惩罚成本/元
(CSLD22, CSLD26)	(2621.8841, 3498.1582)	(295.3932, 567.6403)	(17.5812, 20.9749)	(5, 5)	(206.7382, 358.9324)	(119.0223, 58.5541)
(CSLD26, CSLD30)	(3480.0570, 3169.2818)	(566.4361, 333.0987)	(20.1868, 20.5482)	(5, 6)	(363.1785, 238.5291)	(44.5294, 118.2810)

表3 (CSLD22, CSLD26) 中 CSLD22 最优路线

车辆	配送路径	载重	装载率/%
1	21-6-20-2-7-4-8-21	4.5	90
2	21-14-16-17-15-21	4.7	94
3	21-18-19-1-3-5-21	4.8	96
4	21-9-12-11-10-13-21	4.7	94
5	21-0-21	1.9	38

表4 (CSLD22, CSLD26) 中 CSLD26 最优路线

车辆	配送路径	载重	装载率/%
1	25-11-7-13-14-6-25	4.8	96
2	25-20-1-22-9-16-15-25	4.8	96
3	25-12-10-21-8-18-17-25	4.9	98
4	25-24-23-19-3-2-25	5.0	100
5	25-5-0-4-25	4.6	92

表5 (CSLD26, CSLD30) 中 CSLD26 最优路线

车辆	配送路径	载重	装载率/%
1	25-11-7-13-14-6-25	4.8	96
2	25-5-0-4-25	4.6	92
3	25-20-9-1-19-23-24-25	5.0	100
4	25-12-10-21-8-18-17-25	4.9	98
5	25-15-16-22-3-2-25	4.8	96

(CSLD26, CSLD30) 的总成本、总距离、总时间、使用冷藏车数、碳排放量、惩罚成本如表2所示. 同时, 为进一步分析 PTMSOS 算法求解 (CSLD22, CSLD26) 和 (CSLD26, CSLD30) 时, 车辆利用率是否足够高, 根据最优配送路径计算得出每辆车的装载率 (如表3~表6所示). 由表3可见, 在多任务冷链物流配送实例 (CSLD22, CSLD26) 中, CSLD22 最优配送路径能使车辆1~车辆4装载率在90%以上, 但因为第5辆车仅服务一个客户, 所以装载率较低. 由表4可见, 多任务实例 (CSLD22, CSLD26) 中 CSLD26 最优配送路径使每辆车装载率均在90%以上, 其中车辆4装载率更是达到100%. 由表5可以看出, 多任务实例 (CSLD26, CSLD30) 中 CSLD26 最优配送路径能使每辆车装载率均在90%以上, 其中车辆3装载率更是达到100%. 由表6可以看出, 多任务实例 (CSLD26, CSLD30) 中 CSLD30 最优配送路径使每辆车装载率均在90%以上, 其中车辆1和车辆4装载率均达到100%.

表6 (CSLD26, CSLD30) 中 CSLD30 最优路线

车辆	配送路径	载重	装载率/%
1	29-1-5-14-27-3-29	5.0	100
2	29-4-6-11-19-29	4.7	94
3	29-13-8-28-21-9-29	4.5	90
4	29-15-22-17-25-26-12-16-29	5.0	100
5	29-23-18-10-24-29	4.7	94
6	29-20-7-2-0-29	4.8	96

3.2 单任务 SOSSA 算法和多任务 PTMSOS 算法求解冷链物流配送问题实验结果对比

为证明 PTMSOS 算法中的信息迁移机制能显著降低各冷链物流配送任务总成本, 表7继续给出未引入信息迁移的单任务 SOSSA 算法 (即将 SOS 算法与 SA 算法相结合求解单个任务, 简称 SOSSA) 和多任务 PTMSOS 算法求解不同规模冷链物流配送问题实验结果. 表7中所列最优总成本和平均总成本分别为算法单独运行 20 次中的最好结果及 20 次适应值取平均. 由表7可知, 采用本文多任务 PTMSOS 算法所得最优总成本和平均总成本均优于 SOSSA 算法. 其中, 当 PTMSOS 算法同时求解 (CSLD22, CSLD26) 时, CSLD22 所得最优总成本比

单任务 SOSSA 算法减少 95.1443; CSLD26 在两组多任务实例 (CSLD22, CSLD26)、(CSLD26, CSLD30) 中, 所得最优总成本分别比 SOSSA 算法减少 226.6145 和 244.7157; 在多任务实例 (CSLD26, CSLD30) 中, CSLD30 所得最优总成本比 SOSSA 算法减少 122.8108. 这表明采用 PTMSOS 算法同时求解多个冷链物流配送问题能大幅度减少配送总成本, 为公司带来更大盈利.

表7 单任务 SOSSA 算法和多任务 PTMSOS 算法求解多任务冷链物流配送问题实验结果

多任务实例	最优总成本/元	平均总成本/元
(CSLD22, None)	(2 717.028 4, —)	(2 760.206 6, —)
(CSLD26, None)	(3 724.772 7, —)	(3 849.286 8, —)
(CSLD30, None)	(3 292.092 6, —)	(3 332.987 2, —)
(CSLD22, CSLD26)	(2 621.884 1, 3 498.158 2)	(2 685.661 4, 3 544.224 3)
(CSLD26, CSLD30)	(3 480.057 0, 3 169.281 8)	(3 578.060 4, 3 198.934 8)

图 6 继续给出单任务 SOSSA 算法与多任务 PTMSOS 算法在求解不同规模多任务冷链物流配送实例时的平均适应度收敛曲线.

由图 6 可知, 采用 PTMSOS 算法求解多任务组合实例 (CSLD22, CSLD26) 和 (CSLD26, CSLD30) 能够显著加速多任务收敛速度.

3.3 位置变换策略和直接信息交互策略对多任务冷链物流配送问题总成本影响分析

为证明在多任务环境中, 引入位置变换策略将拥有不同技能因子的个体映射至全局最优解附近能显著遏制信息负迁移, 这里将本文基于位置变换策略的多任务 PTMSOS 算法, 与在多任务 SOS 算法中引入直接信息交互进行对比 (即当不同个体的技能因子相同或不相同时, 均如 2.3.1 节所示直接交互信息. 这里称该算法为“直接信息迁移多任务 SOS 算法” (direct information transfer multitasking SOS, DITMSOS)). DITMSOS 和 PTMSOS 均依托 SOS 算法和 MFO 实现多任务优化, 且均采用 SA 实施局部搜索, 仅任务间的信息交互策略不同. 若 DITMSOS 和 PTMSOS 涉及到相同参数, 则设为一致. 这里将 DITMSOS 算法求解 (CSLD22, CSLD26) 和 (CSLD26, CSLD30) 所得平均总成本与 PTMSOS 算法进行对比, 结果如表 8 所示. 由表 8 可知, 与 DITMSOS 算法相比, 本文 PTMSOS 算法在求解多任务冷链物流配送问题 (CSLD22, CSLD26) 和 (CSLD26, CSLD30) 时, 平均总成本均优于 DITMSOS 算法, 平均总成本最高可下降 114.4373.

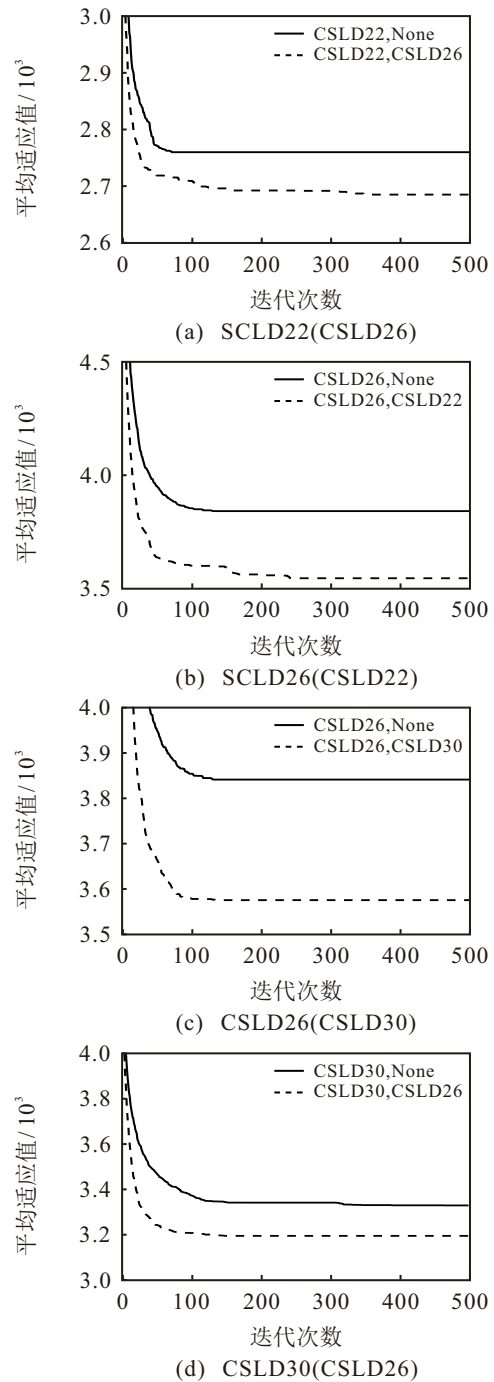


图6 单任务 SOSSA 算法和多任务 PTMSOS 算法求解不同规模冷链物流配送问题平均收敛曲线

表8 DITMSOS 算法和 PTMSOS 算法求解多任务冷链物流配送问题平均总成本对比

多任务实例	DITMSOS平均适应值	PTMSOS平均适应值
(CSLD22, CSLD26)	(2 692.898 9, 3 596.206 8)	(2 685.661 4, 3 544.224 3)
(CSLD26, CSLD30)	(3 692.497 7, 3 265.961 2)	(3 578.060 4, 3 198.934 8)

3.4 不同信息共享框架对多任务冷链物流配送问题总成本影响分析

为进一步证明在 SOS 中引入 MFO 后的性能优于 MPE, 将 MPE 与 SOS 相结合同时求解多个冷链物流配送问题后与本文 PTMSOS 算法所得结果进

行对比. 具体为: 引入两个种群 P_1 和 P_2 分别求解两个不同冷链物流配送问题, P_1 和 P_2 并行进化, 当 P_1 连续停滞进化 10 代时, 将 P_2 中个体按照 2.3.2 节位置变换策略与 P_1 当前最优路径交互形成位置转换矩阵后, 再与 P_1 中个体交互形成新个体, 若新个体适应值优于原个体, 则取代之, 以协助停滞种群 P_1 进化. 当种群 P_2 也连续停滞进化 10 代时, 信息交互过程与上述相同, 这里称该算法为多种群多任务 SOS (multi-population multitasking SOS, MPMSOS) 算法. 将多任务 MPMSOS 算法求解不同规模多任务冷链物流配送问题, 并将所得平均总成本与 PTMSOS 算法进行对比, 结果如表 9 所示. 由表 9 可知: 基于 MPE 信息共享框架的 MPMSOS 算法仅在求解 (CSLD22, CSLD26) 时, CSLD22 平均总成本稍优于 PTMSOS 算法约 1.8925, 而 (CSLD22, CSLD26) 中的 CSLD26, 以及 (CSLD26, CSLD30) 上所得的平均总成本均稍逊于 PTMSOS 算法. 这进一步表明, 在 SOS 中引入 MFO 信息共享框架始终让最合适个体求解最合适任务, 能显著降低多任务冷链物流配送问题平均总成本.

表9 MPMSOS 算法和 PTMSOS 算法求解多任务冷链物流配送问题平均总成本对比

多任务实例	MPMSOS平均总成本/元	PTMSOS平均总成本/元
(CSLD22, CSLD26)	(2 683.768 9, 3 545.455 1)	(2 685.661 4, 3 544.224 3)
(CSLD26, CSLD30)	(3 579.428 1, 3 225.534 5)	(3 578.060 4, 3 198.934 8)

3.5 不同满意度水平下 PTMSOS 算法求解多任务冷链物流配送问题总成本变化

为进一步探究不同满意度水平下, 企业在冷链物流配送过程中投入的总成本. 对客户设置 4 种不同的满意度水平, 分别为无满意度约束以及满意度水平分别在 80%、85%、90% 以上. 以 PTMSOS 算法求解多任务冷链物流配送问题 (CSLD22, CSLD26) 为例, 实验结果如表 10 和表 11 所示.

表10 不同客户满意度水平下多任务 (CSLD22, CSLD26) 中 CSLD22 总成本变化

满意度约束	车辆数	总成本/元	客户满意度/%
无满意度约束	5	2 621.884 1	—
≥ 80 %	5	2 621.884 1	84.95
≥ 85 %	5	2 701.462 1	87.24
≥ 90 %	5	2 738.640 4	90.10

表11 不同客户满意度水平下多任务 (CSLD22, CSLD26) 中 CSLD26 总成本变化

满意度约束	车辆数	总成本/元	客户满意度/%
无满意度约束	5	3 494.967 3	—
≥ 80 %	5	3 498.158 2	82.28
≥ 85 %	6	3 785.027 1	85.23
≥ 90 %	6	4 105.981 9	90.09

度水平下使用冷藏车的数量均为 5. 同时, 在无满意度约束和要求客户满意度水平在 80% 以上时, 总成本保持一致; 与无满意度约束时的总成本相比, 当要求客户满意度水平大于等于 85% 和大于等于 90% 时, 总成本约分别增加 3.03% 和 4.45%. 继续由表 11 可知, 在多任务实例 (CSLD22, CSLD26) 中, 当处理客户数目相对较多的冷链物流配送问题 CSLD26 时, 随着客户满意度水平的提高, 需要的冷藏车数量增加 1 辆. 同时, 与无满意度约束时的总成本相比, 当要求客户满意度水平大于等于 80% 时, 总成本约增加 0.09%; 当要求客户满意度水平在 85% 以上时, 总成本约增加 8.30%; 而当要求客户满意度水平大于等于 90% 时, 总成本约增加 17.48%.

由上述分析可得, 客户满意度要求的提高在一定程度上增加了多任务冷链物流配送问题的求解难度, 尤其在客户点数目较多时. 但采用本文多任务 PTMSOS 算法所得冷链物流配送路径在保证货物新鲜度的同时, 企业配送成本虽稍有增加, 但总体增加幅度不大.

4 结 论

本文针对现今物流公司往往需要同时优化多个冷链物流配送路径, 将 MFO 信息共享框架纳入 SOS 算法中, 并利用位置变换策略促进任务间有用路径信息正向迁移, 提出基于位置变换策略的多任务共生生物搜索 (PTMSOS) 算法, 较大程度地降低了多个不同规模冷链物流配送任务总成本. 同时, 通过仿真实验也进一步证实: 随着客户满意度要求的提高, 冷链物流配送任务总成本会有所增加, 但采用本文多任务 PTMSOS 算法所得路线总成本增加幅度不大. 在下一步研究工作中, 将继续拓宽多任务 PTMSOS 算法应用领域, 将其应用于具有动态变化需求以及具有联合配送中心的冷链物流配送问题中.

参考文献 (References)

[1] Chen W R, Zhang D Z, van Woensel T, et al. Green vehicle routing using mixed fleets for cold chain distribution[J]. Expert Systems with Applications, 2023,

- 233: 120979.
- [2] Hoogeboom M, Adulyasak Y, Dullaert W, et al. The robust vehicle routing problem with time window assignments[J]. *Transportation Science*, 2021, 55(2): 395-413.
- [3] Song M X, Li J Q, Han Y Q, et al. Metaheuristics for solving the vehicle routing problem with the time windows and energy consumption in cold chain logistics[J]. *Applied Soft Computing*, 2020, 95: 106561.
- [4] Qi C M, Hu L S. Optimization of vehicle routing problem for emergency cold chain logistics based on minimum loss[J]. *Physical Communication*, 2020, 40: 101085.
- [5] Ning T, Han Y M, Fu M. Research on cold chain logistics optimization model considering Low-Carbon emissions[J]. *International Journal of Low-Carbon Technologies*, 2023, 18: 354-366.
- [6] 徐江, 程美英. 面向路径规划问题的虚拟多任务共生生物搜索算法[J]. *计算机应用研究*, 2023, 40(12): 3599-3605.
(Xu J, Cheng M Y. Virtual multi-tasking symbiotic organisms search algorithm for path planning problem[J]. *Application Research of Computers*, 2023, 40(12): 3599-3605.)
- [7] Wu D Q, Zhu Z W, Hu D, et al. Optimizing fresh logistics distribution route based on improved ant colony algorithm[J]. *Computers, Materials & Continua*, 2022, 73(1): 2079-2095.
- [8] Qin G, Tao F, Li L. A vehicle routing optimization problem for cold chain logistics considering customer satisfaction and carbon emissions[J]. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 2019, 16(4): E576.
- [9] Yang F, Tao F M. A Bi-objective optimization VRP model for cold chain logistics: Enhancing cost efficiency and customer satisfaction[J]. *IEEE Access*, 2023, 11: 127043-127056.
- [10] Cheng M Y, Prayogo D. Symbiotic organisms search: A new metaheuristic optimization algorithm[J]. *Computers & Structures*, 2014, 139: 98-112.
- [11] Gupta A, Ong Y S, Feng L. Multifactorial evolution: Toward evolutionary multitasking[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2016, 20(3): 343-357.
- [12] Cheng M Y, Gupta A, Ong Y S, et al. Coevolutionary multitasking for concurrent global optimization: With case studies in complex engineering design[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2017, 64: 13-24.
- [13] Gupta A, Zhou L, Ong Y S, et al. Half a dozen real-world applications of evolutionary multitasking, and more[J]. *IEEE Computational Intelligence Magazine*, 2022, 17(2): 49-66.
- [14] Da B S, Gupta A, Ong Y S. Curbing negative influences online for seamless transfer evolutionary optimization[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2019, 49(12): 4365-4378.
- [15] Liang Z P, Zhang J, Feng L, et al. A hybrid of genetic transform and hyper-rectangle search strategies for evolutionary multi-tasking[J]. *Expert Systems with Applications*, 2019, 138: 112798.
- [16] Li N, Wang L, Jiang Q Y, et al. An improved genetic transmission and dynamic-opposite learning strategy for multitasking optimization[J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 131789-131805.
- [17] 程美英, 钱乾, 倪志伟. 多任务优化算法综述[J]. *控制与决策*, 2023, 38(7): 1802-1815.
(Cheng M Y, Qian Q, Ni Z W. Review of multi-task optimization algorithm[J]. *Control and Decision*, 2023, 38(7): 1802-1815.)
- [18] Bali K K, Ong Y S, Gupta A, et al. Multifactorial evolutionary algorithm with online transfer parameter estimation: MFEA-II[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2020, 24(1): 69-83.

作者简介

程美英 (1983-), 女, 副教授, 博士, 主要研究方向为群体智能优化、多任务优化, E-mail: 02550@zjhu.edu.cn;

徐江 (1997-), 男, 硕士生, 主要研究方向为进化计算, E-mail: 543450813@qq.com;

王圣君 (1991-), 男, 讲师, 博士, 主要研究方向为企业管理和物流运输, E-mail: 03023@zjhu.edu.cn.