

基于蚁群算法的多目标农产品物流配送路径优化

王 宁¹ 杨正华¹

WANG Ning YANG Zhenghua

摘 要

针对农产品物流配送的路径优化问题,考虑将运输总成本、碳排放量、客户满意度融入其中,建立多目标农产品物流配送模型,提出一种改进蚁群算法,在基础蚁群算法的基础上,初始化信息素浓度、信息素更新策略、动态化信息素挥发因子,并引入多种局部搜索,以某物流企业为例,对所提算法和现有算法进行对比,得出几种算法各自的配送路径、运输成本、碳排放量、客户满意度。实验结果表明,对比其余现有算法,所提出的改进蚁群算法搜索收敛速度更快且求解出来的效果更好,从而证明改进后算法性能更好。

关键词

多目标优化;改进蚁群算法;软硬时间窗;车辆路径优化问题;冷链物流

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2024.09.025

0 引言

随着经济发展和人民生活质量的不断上升,人们对生鲜农产品的需求量不断上升,从而使生鲜农产品物流配送的需求日益增大^[1]。在食品物流配送方面,生鲜农产品的配送是一种特别的存在,具体体现在易腐、运输中需要保证合适的温度等^[2],所以生鲜农产品属于冷链配送。对于冷链物流而言,为保证送达客户时产品的新鲜程度,需要加入一定的时间限制,即客户要求的送达时间,若超过这个时间段则拒绝接受货物。所以带时间窗的车辆路径规划(vehicle routing problems with time windows, VRPTW)^[3]问题是解决冷链物流配送的关键。解决 VRPTW 问题的方法一般采用群智能优化算法,因其采用启发式求得精度较高的近似解的想法,在解决该类问题上具备一定的优势。

目前已知的群智能优化算法包括粒子群优化算法^[4]、遗传算法^[5]、蚁群算法^[6]、人工蜂群算法^[7]等。其中,蚁群算法是由意大利学者 DORIGO 等人受到蚂蚁觅食行为而发明的一种智能优化算法。该算法不需要初始解,能自动调整参数以寻优路线,且具备正反馈机制、自适应能力强等特点,被运用于机器人路径规划^[8]、物流配送^[9]、车间调度^[10]等方面,但其存在易陷入局部最优、收敛速度慢、初始化参数

难以精确设置等不足^[11],需进一步优化。为了最大程度地规避这些缺点,本文通过综合考虑农产品配送过程中的碳排放量、运输总成本、客户满意度,建立多目标农产品物流配送模型。在一般蚁群算法的基础上,初始化信息素浓度、信息素更新策略、动态化信息素挥发因子,并引入多种局部搜索。将改进算法应用在建立的模型上,并通过实验验证了改进算法的有效性。

1 模型建立

1.1 建模的基本思路

农产品物流配送是一种冷链物流配送^[12]。在该类问题中,可以考虑从不同方面设计一定的模型^[13-15],但任何模型都大体认为是同时存在着多个客户点及多辆配送冷藏车,要求在一定约束条件下,合理安排车辆,并把产品及时并准确无误地从配送中心送达客户。

现假设基本条件如下。

- (1) 配送中心是物流配送的出发点,本文假设只有一个配送中心。
- (2) 配送客户的需求量与位置及要求的时间限制已知,且每个客户的货物由一辆冷藏车送达。
- (3) 冷藏车数量不存在车辆少的情况,且每辆冷藏车存在一样的最大载重量和行驶速度。
- (4) 各点之间距离可由坐标计算得到。
- (5) 运输车辆燃油为汽油。

1.2 参数说明

在该模型中, i 和 j 为客户点; k 为车辆编号; n 为车辆总数; c 为客户总数; o_i 为客户 i 的需求量; d_{ij} 为车辆由客

1. 吉首大学通信与电子工程学院 湖南湘西 416000

[基金项目] 湖南省教育厅重点资助项目(21A0344);湖南省社科基金资助项目(2022YBA153);湖南省自然科学基金资助项目(2024JJ7405);吉首大学校级课题(TXJD202307);吉首大学校级课题(Jdy22022)

户 i 点到客户 j 点的距离; V 为冷藏车最大载重量; x_j 为当前冷藏车的剩余货物量; f_m 为第 m 辆车的固定费用; y_{jk} 为 0、1 变量, 假若车辆 k 服务了客户 j 点则数值为 1, 反之为 0; z_{ijk} 为 0、1 变量, 若车辆 k 经过客户 i 点到客户 j 点的路段则数值为 1, 反之为 0; t_j 为运输车到达 j 配送点时间, t_{jk} 为向 j 配送点运输的出发时间; s_j 为客户 j 点的货物被卸下的时间; p 为货物的单价; q 为单位运输费用; a_1 为产品在行驶过程中的产品新鲜度货损系数, a_2 为车厢开门过程中的产品新鲜度货损系数, a_3 为行驶过程中车辆制冷损耗系数, a_4 为开门过程中车辆制冷损耗系数; $[ET_i, LT_i]$ 是为客户 i 点的满意服务时间窗, $[et_i, lt_i]$ 为客户 i 点最大所允许的极限时间窗; b_1 为车辆早到惩罚系数, b_2 为车辆晚到惩罚系数, s_p 为车速, e 为传动系统效率, N 为发动机转速, P 为车辆功率, η 为发动机效率参数, V_s 为发动机排量, γ 为发动机摩擦因子, τ 为燃料与空气质量比。

1.3 数学模型的建立

1.3.1 运输成本目标函数

(1) 固定成本 G_1 。固定运输成本一般为司机师傅的固定工资、福利、车辆保险等费用。计算表达式为:

$$G_1 = \sum_{k=1}^n f_m \quad (1)$$

(2) 农产品货损成本 G_2 。货损成本指生鲜水果等运输过程中需要在特定的温度与湿度下保存, 否则会保存不当导致发生质变, 本文仅探究正常运输途中货损和开门卸货对货损的影响。计算表达式为:

$$G_2 = p \sum_{k=1}^n \sum_{j=1}^c y_{jk} \left[\alpha_1 (t_j - t_{ik}) + \alpha_2 s_j \right] x_j \quad (2)$$

(3) 变动成本 G_3 。变动运输成本指车辆运输途中的所有成本, 如运输车的燃油消耗、车辆日常修理等, 该成本与车辆的运送距离成正比。计算表达式为:

$$G_3 = p \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^c q d_{ij} z_{ijk} \quad (3)$$

(4) 制冷能耗成本 G_4 。制冷能耗成本指冷藏车在运输中消耗的车厢中的制冷资源。本文仅考虑车辆在车速一定时的行驶途中车厢为关闭状态及到达客户点需要卸货中的制冷消耗成本。计算表达式为:

$$G_4 = p \sum_{k=1}^n \sum_{j=1}^c y_{jk} \left[\alpha_3 (t_i - t_{jk}) + \alpha_4 s_j \right] \quad (4)$$

(5) 惩罚成本 G_5 。惩罚成本指假设车辆未能在客户要求的时间范围中把货物及时送到客户, 就要进行一定程度的惩罚。本文假设存在客户满意时间窗和客户最大限度两种时间窗, 对应不同的惩罚成本, 每位客户的计算表达式为:

$$G_i = \begin{cases} M, & t_i < et_i \\ b_1 (ET_i - et_i), & et_i < t_i \leq ET_i \\ 0, & ET_i < t_i < LT_i \\ b_2 (lt_i - LT_i), & LT_i \leq t_i < lt_i \\ M, & t_i > lt_i \end{cases} \quad (5)$$

故可得客户总惩罚成本为:

$$G_5 = \sum_{i=1}^c G_i \quad (6)$$

综上所述, 假设需配送的客户总数为 c , 且每名客户只能被配送一次, 且每条运输路线车辆的货物量不得超过运输车的最大荷载的载重量, 可得建立的成本数学模型为:

$$G = \min(G_1 + G_2 + G_3 + G_4 + G_5) \quad (7)$$

1.3.2 客户满意度目标函数

客户满意度是用来评价配送中心基于时间窗的服务水平, 其配送时间的长短对农产品质量产生直接的影响, 具体函数示意图见图 1。

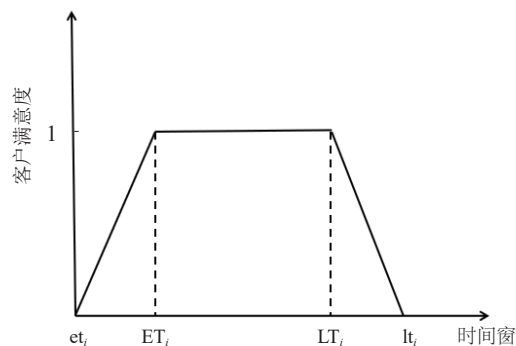


图 1 客户满意度函数图

故客户满意度函数 $f(t_i)$ 表达式为:

$$f(t_i) = \begin{cases} 0, & t_i < et_i \\ \frac{ET_i - t_i}{ET_i - et_i}, & et_i < t_i \leq ET_i \\ 1, & ET_i < t_i < LT_i \\ \frac{lt_i - t_i}{lt_i - LT_i}, & LT_i \leq t_i < lt_i \\ 0, & t_i > lt_i \end{cases} \quad (8)$$

这里为统一目标函数, 取客户不满意度, 表达式为:

$$f'(t_i) = 1 - f(t_i) \quad (9)$$

1.3.3 碳排放量目标函数

农产品的配送属于冷链物流, 对于冷链物流而言, 车辆碳排放量由运输途中油耗产生的碳排放和车辆制冷机制冷产生的碳排放量构成, 物流配送过程中油耗产生的碳排放量, 由碳排放系数乘以燃料消耗得出, 其中, 碳排放系数为汽油碳排放系数为 $\varepsilon = 2.3 \text{ kg/L}$, 柴油的碳排放系数为 $\varepsilon = 2.63 \text{ kg/L}$ 。本文车辆燃油采用汽油, 文献 [16] 提出的碳排放模型, 函数表达式为:

$$E = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^c \left(\varepsilon \frac{\tau(\gamma NV_s + P/\eta) d_{ij}}{s_p} z_{ijk} + K d_{ij} o_i z_{ijk} \right) \quad (10)$$

1.3.4 总目标函数

本文采用多目标函数求解方法中的目标加权法进行求解, 需要通过将多目标优化问题转为具有统一量纲的单一目标优化问题。因此三个目标函数可以通过加权构建为单一目标函数式, 故得加权后的目标函数为:

$$\min I = \frac{w_1(E - \min E)}{\max E - \min E} + \frac{w_2(G - \min G)}{\max G - \min G} + \frac{w_3 \sum_{i=1}^c f'(t_i)}{c} \quad (11)$$

式中: w_1 、 w_2 、 w_3 为权重系数, 即代表各个函数的重要程度大小。函数具体约束条件如下:

$$\sum_{k=1}^n \sum_{j=1}^c y_{jk} = c, k = 1, 2, 3, \dots, n \quad (12)$$

$$\sum_{k=1}^n y_{jk} = 1, j = 1, 2, 3, \dots, c \quad (13)$$

$$\sum_{j=1}^c o_i y_{jk} \leq V, k = 1, 2, 3, \dots, n \quad (14)$$

$$\sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^c d_{ij} z_{ijk} \leq 1, k = 1, 2, 3, \dots, n \quad (15)$$

2 改进蚁群算法

2.1 改进一

为调节蚁群算法收敛速度, 防止进入局部最优解, 提出动态化更新信息素挥发因子。 ρ 的取值会改变算法整体搜索能力和效率^[17], 由于这一特性, 本文对 ρ 的取值进行了动态化设置, 以适应蚁群搜索过程中信息素浓度的变化。公式如下:

$$\rho = \begin{cases} 0.1, & 0 < N \leq \frac{N_{\max}}{3} \\ 0.3, & \frac{N_{\max}}{3} < N \leq \frac{2N_{\max}}{3} \\ 0.8, & N > \frac{2N_{\max}}{3} \end{cases} \quad (16)$$

式中: N 为当前迭代次数, $N_{\max}$ 为最大迭代次数。

2.2 改进二

局部搜索 1: 蚁群算法每次迭代中的每只蚂蚁均是通过启发式和信息素进行选择, 虽然是通过信息素浓度来进行蚂蚁的行走, 但是由于是通过轮盘赌进行的选择路线, 增加了太多的随机性^[18], 为了增强算法的搜索能力, 提出将最优解线路的部分固定, 通过启发式和信息素优化剩余部分线路, 即随机抽取路线顺序上的两个点, 以这两个点为起点和终点, 将在这一段路线顺序上的其他站点再次通过轮盘赌算法进行

选择, 建立出同最优解路线不一样的路线, 再同最优解进行比较, 如图 2 所示。

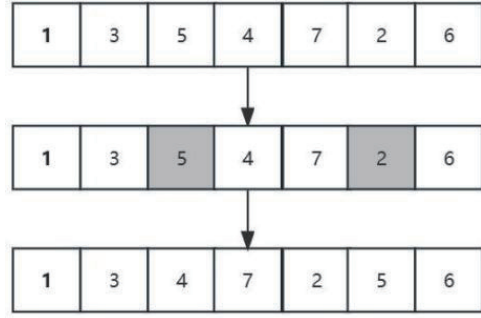


图 2 局部搜索 1 策略

局部搜索 2: 引入 VND 变邻域深度搜索算子, 以此来提高算法的局部搜索能力, 在使用 VND 变邻域深度搜索算子之前, 需要定义一组邻域结构^[19]。其邻域结构选择分别是顺序插入 (insert)、顺序交换 (swap)、2-opt 算法、顺序插入子序列。

(1) 顺序插入 (insert), 顺序遍历路线上客户点, 将被选中的客户插入同一路线上不同客户点前后位置。具体如图 3 所示, 将客户 5 依次插入序列中。

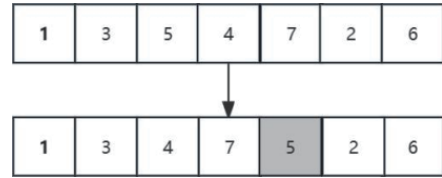


图 3 顺序插入策略

(2) 顺序交换 (swap), 顺序遍历路线上客户点, 将被选中的客户点 i 与相同或不同路线上的客户点 j 进行互换位置。具体如图 4 所示, 将客户 3 和客户 7 进行位置交换。

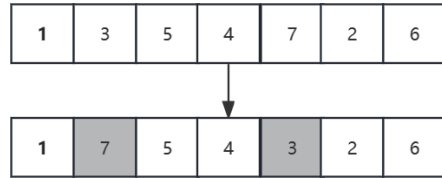


图 4 顺序交换策略

(3) 2-opt 算法。2-opt 是一种局部搜索算法, 即随机抽取路线上两个客户点, 将两个客户点和客户点之间的路线进行反转, 其余路线保持不变。具体如图 5 示, 对客户 3 和客户 7 进行 2-opt 算法。

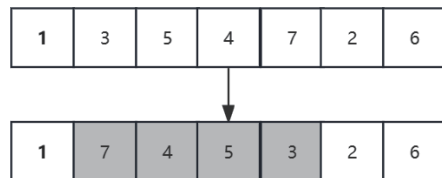


图 5 2-opt 策略

(4) 顺序插入子序列, 按顺序将某一段路线依次分离出不同子序列, 并依次插入路线中。具体如图 6 所示, 对当前路线进行分离, 可分离的路线依次为 1、1-3、1-3-5、1-3-5, 并依此类推。将这些线路又按顺序依次进行插入, 如将 1-3-5 插入客户点 7 后。

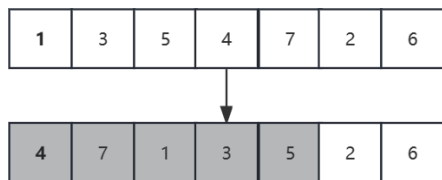


图 6 顺序插入子序列策略

本文使用含有 4 种领域结构的 VND 变邻域算子, 对蚁群算法每次迭代后得到的最优路线进行改进。在蚁群每迭代一次后, 选取这次迭代中函数最优的路线作为最优解, 再随机从 VND 变邻域深度搜索算子中抽取一种邻域结构变化, 对最优解进行调整优化, 若调整优化后的路线所求函数值更优, 则替代原路径成为最佳路线。

局部搜索 3: 引入 Ins 算法思想, 通过在搜索过程中使用大规模领域结构来发现高质量的解, 即交替使用破坏和修复两种方法逐步改善初始解, 以找到更优的解。这里定义了一种破坏算子和三种修复算子。

(1) 破坏算子之随机移除算子, 随机移除算子即随机将某个客户从当前路径中移除, 重复操作, 移除客户节点集合为 R_L 。

(2) 修复算子之随机插入算子, 随机插入算子随机从 R_L 中选取客户插入至当前解中, 且插入过程中不能违反时间窗和车辆载重约束, 即设置此算子保持了解的多样性。

(3) 修复算子之贪婪插入算子, 贪婪插入算子将 R_L 中随机选取一个客户并插入当前解中, 统计每次 R_L 中客户的最佳插入位置的函数值大小, 直至 R_L 为空集, 选取整个过程中函数值最优的最佳插入位置。

(4) 修复算子之遗憾值插入算子, 遗憾值插入算子同样从 R_L 中选取客户进行插入, 其中遗憾值用来评估不将节点插入最佳位置所可能失去的价值, 具体来说, 遗憾值 = 次优插入值 - 最优插入值, 高遗憾值即意味着第二好的选择与最佳选择之间有较大差距。

2.3 改进三

信息素更新策略的改进。蚂蚁们在经历迭代后, 在更新最优路径上信息素值的基础上, 再加上一个奖励值 award, 对找到最优路线的蚂蚁进行奖励, 其公式为:

$$\text{award} = \frac{\text{bestR} - \text{nowbestR}}{\text{bestR}} \quad (17)$$

式中: bestR 为到当前迭代次数为止的最优值, bestR 为此次

迭代中得到的最优值, 通过奖励值达到了奖励找到最优解蚂蚁的目的。加上 award 之后, 使得信息素更新为:

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) + (\tau_{ij}(t) \times (1 + \text{award})) \quad (18)$$

式中: $\tau_{ij}(t)$ 为 i, j 间信息素浓度; ρ 为信息素挥发因子。本文还设置了信息素的限制区间, 目的是避免信息素值过大或过小而导致蚁群搜索困难, 其公式为:

$$\tau_{ij}(t) = \begin{cases} \tau_{ij}^{\min}(t), & \tau_{ij}(t) < \tau_{ij}^{\min}(t) \\ \tau_{ij}^{\max}(t), & \tau_{ij}(t) > \tau_{ij}^{\max}(t) \\ \tau_{ij}(t), & \text{other} \end{cases} \quad (19)$$

且随着迭代次数的增大, 容易出现得到的最优路线不再改变的情况, 此时算法处于局部最优解状态。为此, 本文引入了一种混沌扰乱机制, 使算法跳出当前局部最优解, 其公式为:

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \varepsilon S_{ij}(t) \quad (20)$$

$$S_{ij}(t+1) = \mu S_{ij}(t) [1 - S_{ij}(t)] \quad (21)$$

式中: ε 是可调节常量系数, S_{ij} 为混沌变量; μ 为控制变量, μ 的取值范围一般是 $[3.56, 4.0]$ 。

2.4 改进四

初始化信息素浓度的改进。由于基础蚁群算法初始信息素浓度在各个路径上是相同的, 导致每次迭代开始的第一次搜寻是盲目搜索, 从而引发不相关路径信息素增加, 致使搜索时间延长且容易让算法陷入局部最优。为使算法在初始阶段能有一定的方向性, 对初始信息素浓度为:

$$\tau_{ij}(0) = \frac{Q}{d_{i0} + d_{j0}}, i \neq j \quad (22)$$

式中: d_{i0} 为客户点 i 与配送中心的距离; d_{j0} 为客户点 j 与配送中心的距离; Q 为常量, 表示信息素大小。

2.5 算法基本步骤

(1) 初始化参数列表。

(2) 迭代次数 $N = N + 1$, 第 N 组共 m 只蚂蚁开始从配送中心出发, 初始信息素浓度按改进四取值。

(3) 迭代次数是否小于 10, 若小于则进行步骤 (4); 若大于则产生随机数 ($0 \sim 1$) 判断是否大于 0.5, 若小于则进行步骤 (4), 若大于则进行改进二中的局部搜索 1。

(4) 蚂蚁选择下一个客户点, 直至所有客户点均选择完毕。

(5) 求解当前路线目标函数的大小, 并更新当前的最优解路线和最优值。

(6) 进行改进二中的局部搜索 2, 在 VND 变邻域深度搜索算子中随机抽取一组领域结构, 根据当前迭代中某个蚂蚁发现的最优解, 对该最优路径节点进行领域调节。

(7) 求解当前路线目标函数的大小, 对比并更新当前

的最优解路线和最优值。

(8) 进行改进二中的局部搜索 3, 对当前领域进行破坏和修复操作。

(9) 求解当前路线目标函数的大小, 对比并更新当前的最优解路线和最优值。

(10) 是否累计 15 次求出的最优解相同, 若是则进行改进三, 否则进行步骤 (11)。

(11) 更新信息素, 其中挥发因子按改进一进行动态取值。

(12) 目前迭代是否达到最大迭代次数, 没有则返回步骤 (2), 有则进行步骤 (13)。

(13) 结束及输出结果。

3 数据与实验参数

为验证算法和模型的性能, 设模型和算法参数如下。

数学模型参数: 其中车载最大容量 $V=3$, 运输费率 $c=2$, 一辆车的固定成本为 $f_k=400$, 货物单价 $p=5000$, 单位运输费用 $q=3$, 单位配送货损率 $a_1=0.01$, 单位装卸货损率 $a_2=0.015$, 运输损耗费率 $a_3=1.2$, 装卸损耗费率 $a_4=1.5$, 到惩罚系数 $b_1=90$, 晚到惩罚系数 $b_2=100$, 车速 $s_p=40$, 权重系数 $[w_1, w_2, w_3]=[0.48, 0.48, 0.31]$, 传动系统效率 ε 为 0.4, 发动机转速 N 为 33, 发动机效率参数 η 为 0.9, 发动机排量 V_s 为 51, 发动机摩擦因子 γ 为 0.2。

算法参数: 其中信息素重要程度 $\alpha=2$, 启发因子 $\beta=2$, 未改进的信息素挥发系数 $\rho=0.4$, 蚂蚁数量 $m=100$, 最大迭代次数 $N_{\max}=40$, 信息素常量系数 $Q=1000$, $\varepsilon=0.5$, $\mu=3.56$ 。

假设现某物流公司收集到需要配送的 20 位客户的相应需求量及其对应的时间窗, 如表 1 所示, 其中相应编号代表客户。

表 1 客户位置、需求量、软硬时间窗

客户	坐标 /km	需求量 /t	满意时间窗 /h	最大时间窗 /h
1	(66,96)	0.8	(7:50-8:50)	(6:50-9:50)
2	(53,8)	0.7	(9:40-10:40)	(8:40-11:40)
3	(86,63)	0.1	(8:50-9:50)	(7:50-11:50)
4	(83,74)	0.9	(5:20-6:20)	(4:20-7:20)
5	(13,0)	0.8	(9:30-10:30)	(8:30-11:30)
6	(11,8)	0.8	(8:50-9:50)	(7:50-10:50)
7	(32,1)	0.7	(11:20-12:50)	(10:20-11:20)
8	(22,45)	0.5	(11:30-12:30)	(10:30-11:30)
9	(22,70)	0.6	(8:40-9:40)	(7:40-10:40)
10	(71,66)	0.6	(11:35-12:35)	(10:35-13:35)
11	(14,69)	0.1	(11:45-12:45)	(10:45-13:45)

表 1 (续)

客户	坐标 /km	需求量 /t	满意时间窗 /h	最大时间窗 /h
12	(25,15)	0.8	(5:40-6:40)	(4:40-7:40)
13	(62,7)	1	(6:50-7:50)	(5:50-8:50)
14	(32,88)	0.4	(9:00-10:00)	(10:00-11:00)
15	(45,34)	0.5	(9:10-10:10)	(8:10-11:10)
16	(18,13)	0.7	(12:00-13:00)	(11:00-14:00)
17	(85,33)	1	(6:50-7:50)	(5:50-8:50)
18	(44,65)	1	(12:00-13:00)	(11:00-14:00)
19	(8,45)	0.6	(9:50-10:50)	(8:50-11:50)
20	(18,13)	0.7	(9:20-10:20)	(8:20-11:20)

4 实验结果与分析

为验证算法有效性, 利用 Matlab R2019a 软件在假设实验数据与算法参数的基础上进行仿真实验, 三种算法实验结果如图 7~10 所示, 具体函数结果如表 2~3 所示。其中, ACO 为基础蚁群算法, ACOs2 为文献 [20] 所提算法, IACO 为本文所提算法。

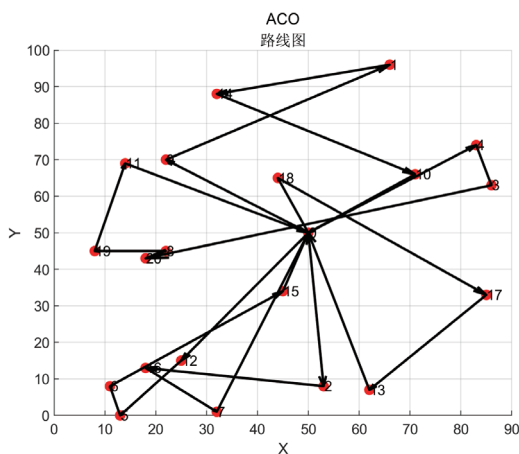


图 7 ACO 算法配送路径

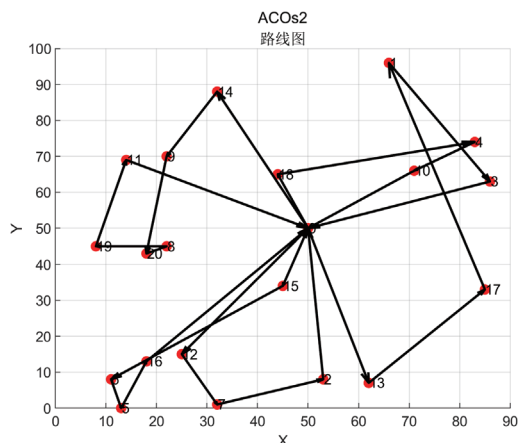


图 8 ACOs2 算法配送路径

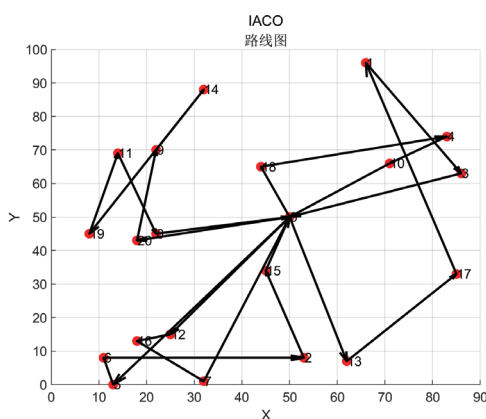


图9 本文算法配送路径

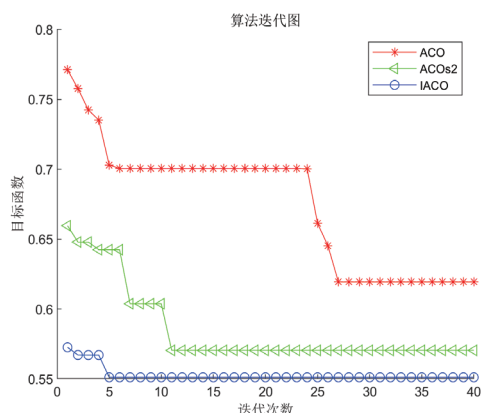


图10 三种算法收敛曲线

表2 算法所得函数具体大小

算法	总函数值	总成本 / 元	碳排放量 / kg	客户满意度 / %
ACO	0.62	8 893.57	387.90	46.8
ACOs2	0.57	8 699.81	351.47	51.3
IACO	0.55	8 676.36	378.74	63.4

表3 算法所得成本函数具体大小

算法	固定成本 / 元	货损成本 / 元	变动成本 / 元	能耗成本 / 元	惩罚成本 / 元
ACO	2 000.00	3 419.49	2 472.84	43.06	958.15
ACOs2	2 000.00	3 530.77	2 239.32	46.03	883.67
IACO	2 000.00	3 545.64	2 414.21	47.15	669.34

综合分析图7~10,表2~3的实验结果,可得出以下结论。

在质量方面,本文所提算法求解得到的总目标函数值优于ACO与ACOs2算法。具体对比ACO与ACOs2算法,本文算法在碳排放量、总成本、客户满意度方面均优于ACO算法,在总成本、客户满意度方面也优于ACOs2算法,只在碳排放量方面劣于ACOs2算法,因为算法在求解上进一步优化了总成本和客户满意度,进而增加了部分碳排放量,且函数为多目

标函数,只能使各目标相互协调,使得总目标尽量最优。

在算法收敛性与寻优效率方面,本文所提算法相比于ACO与ACOs2算法,在收敛迭代次数上分别减少了81.48%、54.54%,说明在寻优效率方面,本文算法在收敛次数上有较大改善,寻优效率提高显著。

5 结语

本文在基于农产品物流车辆路径问题上,建立了考虑各项成本、客户满意度、碳排放量在内的多目标物流车辆路径模型,并在基于现有蚁群算法和本文蚁群算法上求解该模型。其中主要从四个方面对算法进行改进,包括改进初始信息素浓度分布、信息素更新方式、动态化信息素挥发因子、引入三种局部搜索方法。实验结果显示,相比现有蚁群算法,本文算法可以提高解的质量,提升收敛速度,且配送方案更加符合减少物流成本、提升客户满意度和降低碳排放量的理念,从而验证了该算法的可行性和合理性,以及说明该算法在冷链物流配送方面有一定的借鉴意义。

参考文献:

- [1] 姚臻,张毅.基于物联网和低碳双视角下冷链物流配送路径优化研究[J].生态经济,2020,36(2):61-66.
- [2] 康凯,韩杰,普玮,等.生鲜农产品冷链物流低碳配送路径优化研究[J].计算机工程与应用,2019,55(2):259-265.
- [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] POLI R, JAMS K, BLACKWELL T. Particle swarm optimization: an overview[J]. Swarm intelligence, 2007, 1:33-57.
- [5] 葛继科,邱玉辉,吴春明,等.遗传算法研究综述[J].计算机应用研究,2008,25(10):2911-2916.
- [6] DORIGO M, STUTZLE T. Ant colony optimization theory[M]. Cambridge, Massachusetts, London, England: The MIT Press, 2004.
- [7] KARABOĞA D. Artificial bee colony algorithm[J]. Scholarpedia, 2010, 5(3):6915.
- [8] 周敬东,高伟周,杨文广,等.基于改进蚁群算法的移动机器人路径规划[J].科学技术与工程,2022,22(28):12848-12490.
- [9] 杨北辰,余粟.改进蚁群算法在路径规划中的应用[J].计算机应用研究,2022,39(11):3292-3297.
- [10] 何奔洋.基于蚁群算法的柔性作业车间问题求解[J].新型工业化,2021,11(9):112-114.

(下转第119页)

- 05-20)[2024-03-29].<https://arxiv.org/abs/2005.00661>.
- [5] ATKINSON C, MCCANE B, SZYMANSKI L, et al. Pseudo-rehearsal: achieving deep reinforcement learning without catastrophic forgetting[J]. *Neurocomputing*, 2021, 428: 291-307.
- [6] DU Z, QIAN Y, LIU X, et al. GLM: general language model pretraining with autoregressive blank infilling[C]// *Proceedings of the 60th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers)*, Dublin, May 22-27, 2022. Stroudsburg: ACL, 2022: 320-335.
- [7] LIU X, ZHENG Y, DU Z, et al. GPT understands, too[EB/OL]. (2021-03-18)[2024-03-29]. <https://arxiv.org/abs/2103.10385>.
- [8] LIU X, JI K, FU Y, et al. P-tuning v2: prompt tuning can be comparable to fine-tuning universally across scales and tasks[EB/OL]. (2021-10-14)[2024-03-29]. <https://arxiv.org/abs/2110.07602v2>.
- [9] LIU H, WANG Y, ZHOU X, et al. Question answering system for deterministic fault diagnosis of intelligent railway signal equipment[J]. *Smart and resilient transportation*, 2021, 3(2): 202-214.
- [10] 张海丰, 曾诚, 潘列, 等. 结合 BERT 和特征投影网络的新闻主题文本分类方法[J]. *计算机应用*, 2022, 42(4): 1116-1124.
- [11] 张德顺. 基于参数化量子线路与机器学习的图像分类算法[D]. 南昌: 南昌大学, 2023.
- [12] 徐若卿. 融合知识图谱和语义匹配的医疗问答系统[J]. *现代电子技术*, 2024, 47(8): 49-54.
- [13] WU C, ZHANG X, ZHANG Y, et al. PMC-LLaMA: further finetuning LLaMA on medical papers[EB/OL]. (2023-04-27)[2024-03-29]. <https://arxiv.org/pdf/2304.14454v1>.
- [14] 张鹤译, 王鑫, 韩立帆, 等. 大语言模型融合知识图谱的问答系统研究[J]. *计算机科学与探索*, 2023, 17(10): 2377-2388.

【作者简介】

任娟(1999—), 女, 四川南充人, 硕士研究生, 研究方向: 自然语言处理、大语言模型研究、故障诊断。

荆晓远(1971—), 通信作者(email: jingxy_2000@162.com), 男, 江苏南京人, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向: 模式识别、计算机视觉、故障诊断。

于军(1973—), 男, 吉林梨树人, 硕士研究生, 教授, 研究方向: 检测技术与智能化仪表。

张乐(1999—), 女, 陕西宝鸡人, 硕士研究生, 研究方向: 自然语言处理、大语言模型研究、故障诊断。

(收稿日期: 2024-06-26)

(上接第 113 页)

- [11] 曾志雄, 邹炽导, 韦鉴峰, 等. 基于蚁群算法的荔枝冷链物流配送成本模型优化[J]. *包装工程*, 2019, 40(11): 58-65.
- [12] 周鲜成, 周开军, 王莉, 等. 物流配送中的绿色车辆路径模型与求解算法研究综述[J]. *系统工程理论与实践*, 2021, 41(1): 213-230.
- [13] 丁秋雷, 胡祥培, 姜洋, 等. 考虑新鲜度的农产品冷链物流配送受扰恢复模型[J]. *系统工程理论与实践*, 2021, 41(3): 667-677.
- [14] 任腾, 陈玥, 向迎春, 等. 考虑客户满意度的低碳冷链车辆路径优化[J]. *计算机集成制造系统*, 2020, 26(4): 1108-1117.
- [15] 沈丽, 李成玉, 甘彦, 等. 考虑货损和碳排放的生鲜产品配送路径优化[J]. *上海海事大学学报*, 2021, 42(1): 44-49.
- [16] 王智忆, 陆敬筠. 考虑低碳的冷链物流车辆配送路径优化[J]. *科技管理研究*, 2017, 37(17): 228-232.
- [17] 尹三平. 生鲜农产品物流配送路径优化研究: 以 A 公司为例[J]. *物流科技*, 2019, 42(2): 51-54.
- [18] 刘紫玉, 赵丽霞, 薛建越, 等. 面向车辆路径问题的改进蚁群算法研究[J]. *河北科技大学学报*, 2022, 43(1): 80-89.
- [19] FAN H, LIU P, WU J, et al. VRP and hybrid variable neighborhood search algorithm for random simultaneous collection of goods with demand for goods collection[J]. *System engineering theory and practice*, 2019, 39(10): 2646-2659.
- [20] 雷金美, 孙宇, 朱洪杰. 改进蚁群算法在带时间窗车辆路径规划问题中的应用[J]. *计算机集成制造系统*, 2022, 28(11): 3535-3544.

【作者简介】

王宁(2001—), 男, 湖南长沙人, 硕士研究生, 研究方向: 物流路径规划。

杨正华(1974—), 通信作者(email: 13907438178@163.com), 男, 湖南湘西人, 博士, 副教授, 研究方向: 智能商务、大数据。

(收稿日期: 2024-06-06)