

改进麻雀算法求解带模糊需求的低碳路径优化

黄琴, 张惠珍*, 魏欣, 邓歆乐
(上海理工大学 管理学院, 上海 200093)

摘要: **目的** 针对低碳背景下带模糊需求的低碳多式联运规划问题(Low-carbon Multimodal Transportation Planning Problem with Fuzzy Demand, LCMTTP-FD), 以成本最小化构建数学模型。同时, 结合现有的强制碳排放、碳税、碳交易和碳补偿等政策对 LCMTTP-FD 进行模型转换, 研究不同低碳政策对物流成本和碳排放量的影响。**方法** 主要根据模型的特征, 设计一种 t 分布麻雀搜索算法, 对不同低碳政策下的模型进行求解, 将迭代次数作为 t 分布的自由度来提高麻雀算法的性能。**结果** 将改进算法及多个模型应用于实际运输案例中, 改进的麻雀算法能在较短时间内获得最优解, 并且在强制碳排放下碳排放量最少为 9 522.28, 在碳交易和碳补偿政策下成本分别降低了 11.41%、17.24%。**结论** 改进的麻雀搜索算法具有较好的收敛性和搜索能力。强制碳排放能有效地降低碳排放量, 碳交易和碳补偿能有效降低企业成本, 适合于低碳运输的推广。

关键词: 低碳多式联运; 模糊需求; 麻雀搜索算法; 自适应 t 分布

中图分类号: TP301.6 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2023)17-0220-09

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2023.17.027

Improved Sparrow Algorithm for Low-carbon Routing Optimization with Fuzzy Demand

HUANG Qin, ZHANG Hui-zhen*, WEI Xin, DENG Xin-le

(School of Management, University of Shanghai for Science & Technology, Shanghai 200093, China)

ABSTRACT: For low-carbon multimodal transportation planning problem with fuzzy demand (LCMTTP-FD) under the low-carbon background, the work aims to construct a mathematical model to minimize the cost, and transform the LCMTTP-FD by combining existing policies, such as mandatory carbon emission, carbon tax, carbon trading and carbon offset, so as to study the impact of different low-carbon policies on logistics costs and carbon emissions. According to the characteristics of the model, a sparrow search algorithm with t distribution was designed to solve the model under different low-carbon policies, and the number of iterations was taken as the degree of freedom of t distribution to improve the performance of the sparrow algorithm. The improved algorithm and several models were applied to a real transportation case. The improved sparrow algorithm could obtain the optimal solution in a short time, and the minimum carbon emission under the mandatory carbon emission was 9 522.28. The costs under the carbon trading and carbon offset policies were reduced by 11.41% and 17.24%, respectively. The experimental results show that the improved sparrow search algorithm has high convergence and search ability. Moreover, mandatory carbon emission can effectively reduce carbon emissions. Carbon trading and carbon offset can reduce the total costs, which are suitable for the promotion phase of low-carbon transportation.

KEY WORDS: low-carbon multimodal transportation; fuzzy demand; sparrow search algorithm; adaptive t distribution

近年来全球气候变暖, 低碳物流已成为运筹优化和物流领域的研究热点之一^[1]。国家倡导调整运输结构, 推动多式联运, 构建低碳、经济和循环发展的运输体系。由此, 低碳多式联运规划问题 (Low-carbon Multimodal Transportation Planning Problem, LCMTTP) 成为物流企业和学术界关注的重点。低碳多式联运指利用不同运输方式的优点将产品从运输起点, 途经若干个中转节点, 运往目的地的过程^[2]。低碳多式联运利用不同运输方式的特点进行组合, 实现能源充分利用的低碳运输。邓红星等^[3]考虑了联运和中转过程中的成本和时间的影 响, 构建了以成本、碳排放量和运输时间等目标最小化的低碳多式联运规划模型, 并采用 NSGA-II 进行求解。程兴群等^[4]分别构建了在强制碳排放、碳交易、碳税和碳中和等政策下考虑道路拥堵情况的多式联运模型, 并基于保优策略和移民策略的遗传算法对该问题进行求解^[4]。刘杰等^[5]构建了总成本和碳排放最小化的多目标 0-1 规划模型, 并采用改进的带精英策略的 NSGA-II 对模型进行求解。

为了将低碳运输推广至各个运输企业中, 国家制定了诸多政策来减少碳排放, 实现绿色运输, 如强制碳排放、碳税、碳交易和碳补偿等^[6]。对于不同的低碳政策, 企业会选择不同的运输方案^[7]。现有文献中对在不同碳政策下带不确定性条件的低碳多式联运问题鲜有研究, 交通拥堵^[4]、天气和季节性需求^[8]等都会增加运输的不确定性。王慧等^[8]建立了需求模糊且采用集装箱进行运输的多式联运路径优化模型, 并采用粒子群算法和蚁群算法求解该问题。为了使企业更好地响应低碳运输的号召和应对环境变化的不确定性, 文中对带模糊需求的低碳多式联运规划问题 (Low-carbon Multimodal Transportation Planning Problem with Fuzzy Demand, LCMTTP-FD) 展开研究。该问题结合现有主流研究的强制碳排放、碳税、碳交易和碳补偿等低碳政策进行模型转换, 制定不同低碳政策下的最佳运输方案。

麻雀搜索算法 (Sparrow Search Algorithm, SSA) 是由 Xue 等^[9]于 2020 年首次提出的一种新颖的群集智能优化算法。该算法具有收敛速度快、易实现和参数少等优点, 已成功应用于设施选址问题^[10]、三维路径规划^[11]、车间调度^[12]和无人机航迹规划^[13]等领域, 但在多式联运方向鲜有应用。这里根据构建的模型, 将 t 分布模型^[14]应用于 SSA 的搜索过程, 设计了求解不同低碳政策下的 LCMTTP-FD 的自适应 t 分布麻雀搜索算法 (Sparrow Search Algorithm with Adaptive t Distribution, ATDSSA)。该算法将迭代次数作为 t 分布的自由度进行变异搜索, 该操作不仅避免了 SSA 易陷入局部最优, 还弥补了该算法易过早收敛的缺陷。最后, 在实际案例中, 将原算法

和改进算法在实际运输中不同低碳政策下的 LCMTTP-FD 进行求解, 以验证模型和改进算法的可行性和有效性。

1 带模糊需求的低碳多式联运模型

1.1 模糊机会约束规划

模糊机会约束规划^[15] (Fuzzy Chance Constrained Programming) 是一种基于模糊集和可信度理论解决约束条件和目标函数中涉及不确定性变量的数学规划模型, 其原则是满足约束条件的概率不低于模糊变量的偏好值 α , $\alpha \in [0, 1]$ 。这里采用梯形模糊变量 $\tilde{q} = (q_1, q_2, q_3, q_4)$ ^[16] 表示不确定需求, 其中 q_1 、 q_4 分别表示需求量的上下界, $[q_2, q_3]$ 为最有可能的需求量区间, 这 4 个数据一般根据以往的数据或经验获得。假设实际需求为 λ , 隶属度如图 1 所示, 其模糊可信度由式 (1) 计算。

$$C_r(\lambda \geq \tilde{q}) = \begin{cases} 1 & \lambda \geq q_4 \\ \frac{q_4 - 2q_3 + \lambda}{2(q_4 - q_3)} & q_3 \leq \lambda \leq q_4 \\ \frac{1}{2} & q_2 \leq \lambda \leq q_3 \\ \frac{\lambda - q_1}{2(q_2 - q_1)} & q_1 \leq \lambda \leq q_2 \\ 0 & \lambda \leq q_1 \end{cases} \quad (1)$$

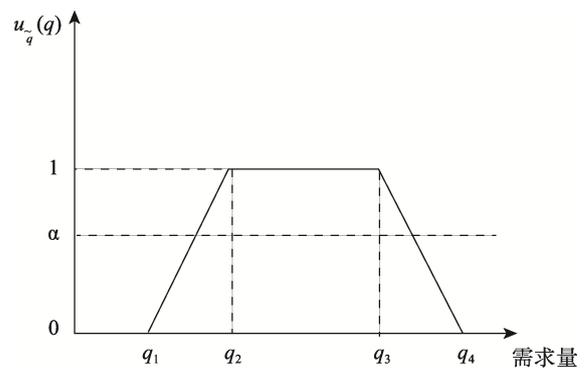


图 1 梯形模糊变量隶属度函数
Fig.1 Membership function of trapezoidal fuzzy variable

根据偏好值 α 与式 (1) 的联系可知, 当 $\alpha \in [0, 0.5]$ 时, $C_r(\lambda \geq \tilde{q}) \geq \alpha$, 即 $\lambda \geq 2\alpha q_2 + (1 - 2\alpha)q_1$; 当 $\alpha \in [0.5, 1]$ 时, $C_r(\lambda \geq \tilde{q}) \geq \alpha$, 即 $\lambda \geq (2\alpha - 1)q_4 + 2(1 - \alpha)q_3$ 。目标函数和约束中的 \tilde{q} 在不同的置信水平下可转换为式 (2) 中的确定量。

$$\tilde{q} = \begin{cases} 2\alpha q_2 + (1 - 2\alpha)q_1 & 0 \leq \alpha \leq 0.5 \\ (2\alpha - 1)q_4 + 2(1 - \alpha)q_3 & 0.5 \leq \alpha \leq 1 \end{cases} \quad (2)$$

1.2 LCMTTP-FD 模型

在某物流企业的由若干中转节点和多种运输方式组成的交通系统中,将需求量不确定的货物从运输起点,途经若干中转节点,运至目的地。同时,为了响应国家低碳运输的号召,企业需在不同碳政策下制定出相应的方案进行运输。为了便于构建模型,给出如下假设:货物在运输途中不可拆分;在2个中转节点间至多选择1种模式运输;每个中转节点至多进行1次模式转换;在运输过程中需考虑各路段和节点的容量限制;不考虑运输过程中天气、货损和设备故障等因素。

集合: O 表示生产地; D 表示目的地; E 表示多式联运中节点的集合, $\{O, D\} \subseteq E$; $E_{(i)}^-$ 表示节点*i*的前向节点的集合,且有 $E_{(i)}^- \subseteq E$; $E_{(i)}^+$ 表示节点*i*的后向节点的集合,且有 $E_{(i)}^+ \subseteq E$; A 表示2个中转节点间有向弧的集合; R 表示运输模式的集合; R_{ij} 表示有向弧*(i, j)*上的运输模式的集合,且有 $R_{ij} \subseteq R$; R_i 表示连接节点*i*及其前后向节点运输方式的集合,且有 $R_i \subseteq R$ 。

参数: d_{ij}^r 表示运输模式*r*从节点*i*到节点*j*的距离; \tilde{q} 表示实际需求量; c_r 表示运输模式*r*的单位运输成本; c_{rh} 表示运输模式由*r*转换为*h*的中转成本; γ 表示碳税政策下的碳税税率; $c_{trading}$ 表示碳交易政策下的碳交易单价; c_{offset} 表示碳补偿政策下的碳补偿单价; e_r 表示运输模式*r*的单位碳排放量; e_{rh} 表示运输模式*r*与*h*之间转换的单位中转碳排放量; Q_M 表示强制碳排放政策下的碳排放量上限; Q_T 表示碳交易政策下的碳排放额度; Q_O 表示碳补偿政策下的碳排放额度; $Q_{trading}$ 表示碳交易政策下的碳交易量; Q_{offset} 表示碳补偿政策下的碳补偿量; Ω_{ij}^r 表示有向弧*(i, j)*上的运输模式*r*的最大路径容量; Ψ_i^{rh} 表示节点*i*的运输模式由*r*转换为*h*的最大中转能力; n 表示多式联运网络中所有节点的数量。

决策变量: $X_{ij}^r = \begin{cases} 1 & \text{有向弧 } (i, j) \text{ 用模式 } r \text{ 运输} \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$,

$Y_i^{rh} = \begin{cases} 1 & \text{节点 } i \text{ 从模式 } r \text{ 转换为模式 } h \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$ 。目标函数式(3)

表示总成本最小;约束式(4)表示运输过程中流量守恒;约束式(5)保证2个节点间至多选择1种运输模式;约束式(6)表示每个中转点至多进行1次模式转换;约束式(7)——(8)表示决策变量*X*、*Y*之间的兼容约束;约束式(9)表示总碳排放量等于运输和中转时的碳排放量之和;约束式(10)表示路段容量约束;约束式(11)表示节点的中转能力约束;约束式(12)——(13)为0-1决策变量。

$$\min Z = \sum_{(i,j) \in A} \sum_{r \in R} c_r d_{ij}^r \tilde{q} X_{ij}^r + \sum_{i \in E \setminus \{O, D\}} \sum_{r \in R} \sum_{h \in R} c_{rh} \tilde{q} Y_i^{rh} \quad (3)$$

s. t.

$$\sum_{j \in E_{(i)}^+} \sum_{h \in R_j} X_{ij}^h - \sum_{l \in E_{(i)}^-} \sum_{r \in R_l} X_{li}^r = \begin{cases} 1 & i = O \\ 0 & \forall i \in E \setminus \{O, D\} \\ -1 & i = D \end{cases} \quad (4)$$

$$\sum_{r \in R_j} X_{ij}^r \leq 1 \quad \forall (i, j) \in A \quad (5)$$

$$\sum_{r \in R_i} \sum_{h \in R_i} Y_i^{rh} \leq 1 \quad \forall i \in E \setminus \{O, D\} \quad (6)$$

$$\sum_{l \in E_{(i)}^-} X_{li}^r - \sum_{r \in R_i} Y_i^{rh} = 0 \quad \forall i \in E \setminus \{O, D\}, \forall h \in R_i \quad (7)$$

$$\sum_{r \in R_i} Y_i^{rh} - \sum_{j \in E_{(i)}^+} X_{ij}^h = 0 \quad \forall i \in E \setminus \{O, D\}, \forall h \in R_i \quad (8)$$

$$Q_{emission} = \sum_{(i,j) \in A} \sum_{r \in R} e_r d_{ij}^r \tilde{q} X_{ij}^r + \sum_{i \in E \setminus \{O, D\}} \sum_{r \in R} \sum_{h \in R} e_{rh} \tilde{q} Y_i^{rh} \quad (9)$$

$$\Omega_{ij}^r (X_{ij}^r - 1) \leq \tilde{q} \leq \Omega_{ij}^r X_{ij}^r \quad \forall (i, j) \in A, \forall r \in R_{ij} \quad (10)$$

$$\Psi_i^{rh} (Y_i^{rh} - 1) \leq \tilde{q} \leq \Psi_i^{rh} Y_i^{rh} \quad \forall i \in E \setminus \{O, D\}, \forall r, h \in R_i \quad (11)$$

$$X_{ij}^r \in \{0, 1\} \quad \forall (i, j) \in A, \forall r \in R_{ij} \quad (12)$$

$$Y_i^{rh} \in \{0, 1\} \quad \forall i \in E, \forall r, h \in R_i \quad (13)$$

1.3 不同碳政策下的 LCMTTP-FD 模型

现有的文献中对于多式联运的研究大多数在确定的环境中进行,但是交通运输系统中包含多种不确定因素,需在需求不确定环境下进行运输任务的安排。LCMTTP-FD考虑了运输需求的不确定性,并结合了当前多种低碳政策,符合实际运输。LCMTTP-FD模型分别与强制碳排放、碳税、碳交易和碳补偿等4种政策相结合,其对应政策下的转换模型依次记为模型I、模型II、模型III、模型IV,分述如下。

1.3.1 强制碳排放政策下的模型——模型 I

在强制碳排放政策下,物流运输需严格按照政府的碳排放限制进行。由此,约束式(9)应满足该政策下的碳排放额度限制,构建模型I,见式(14)。

$$Q_{emission} \leq Q_M \quad (14)$$

约束式(14)表示运输碳排放量必须小于政府规定的碳排放量。同时,式(3)——(13)成立。

1.3.2 碳税政策下的模型——模型 II

碳税是针对二氧化碳排放所征收的税费,即每单位碳排放固定税率*γ*与碳排放量的乘积,并将该税费计入总成本^[17]。由此,模型II的目标函数应将碳排放成本纳入总成本,如式(15)所示。同时,约束式(4)——(13)成立。

$$\min Z_1 = Z + \gamma Q_{emission} \quad (15)$$

1.3.3 碳交易政策下的模型——模型 III

碳交易指企业有一定量的碳排放额度,企业可根据实际运输情况从外购买或者出售碳排放额度,在运

输完成的同时尽可能降低成本, 模型 III 的构建见式 (16)。目标函数式 (16) 表示最小化总物流成本, 它包括运输路径成本、模式中转成本和碳交易成本; 式 (17) 表示碳交易量与实际排放量之间的关系; 约束式 (18) 确保碳交易量不低于 0, 符合实际情况。同时, 约束式 (4) — (13) 成立。

$$\min Z_2 = Z + c_{\text{trading}} Q_{\text{trading}} \quad (16)$$

s. t.

$$Q_{\text{trading}} + Q_{\text{emission}} = Q_T \quad (17)$$

$$Q_T \geq 0 \quad (18)$$

1.3.4 碳补偿政策下的模型——模型 IV

根据碳补偿政策的规定, 如果企业的碳排放量额度不能满足实际运输时, 则可从外购买, 以保证货物的成功运输。如果企业完成运输后有剩余的额度, 则不可对外进行售卖。LCMTPP-FD 在碳补偿政策下转换为模型 IV, 具体见式 (19) — (20)。

$$\min Z_3 = Z + c_{\text{offset}} Q_{\text{offset}} \quad (19)$$

s. t.

$$Q_{\text{offset}} = \begin{cases} Q_{\text{emission}} - Q_0 & Q_{\text{emission}} \geq Q_0 \\ 0 & Q_{\text{emission}} < Q_0 \end{cases} \quad (20)$$

目标函数式 (19) 表示包含碳补偿成本的最小系统总成本, 式 (20) 表示碳补偿量由实际碳排放量和碳补偿下配额度之间的关系决定。同时, 约束式 (4) — (13) 成立。

2 求解 LCMTPP-FD 的 ATDSSA

2.1 麻雀搜索算法

SSA 通过模拟麻雀的觅食行为对解空间进行探索, 根据适应度的优劣程度将适应度较优的麻雀作为发现者, 负责整个种群食物的搜索, 指引雀群的搜索方向。适应度较差的个体为加入者, 相较于发现者, 其搜索范围有限。如果麻雀察觉到危险, 则会通过更新位置进行反扑行为。文献[9]表明, 麻雀能够在发现者与加入者之间转换。在 SSA 中, 发现者和加入者的搜索策略分别如式 (21) — (22) 所示。

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{i,j}^t \cdot \exp\left(\frac{-i}{\varepsilon \cdot i_{\text{termax}}}\right) & R_1 < S_T \\ X_{i,j}^t + U \cdot L & R_1 \geq S_T \end{cases} \quad (21)$$

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} U \cdot \exp\left(\frac{X_{\text{worst}}^t - X_{i,j}^t}{i^2}\right) & i < M/2 \\ X_p^{t+1} + |X_{i,j}^t - X_p^{t+1}| \cdot A^T \cdot L & \text{其他} \end{cases} \quad (22)$$

式中: $X_{i,j}^t$ 、 X_{worst}^t 分别表示第 i 只麻雀在 t 次迭代中的位置和适应度最差的位置; $X_{i,j}^{t+1}$ 、 X_p^{t+1} 分别表示第 i 麻雀在 $t+1$ 次迭代中的当前位置和当前迭代中

适应度最优的个体位置; i_{termax} 表示算法的最大迭代次数; ε 为 (0, 1] 间的随机数; R_1 、 S_T 分别表示预警值和安全值, 其取值范围分别为 [0, 1] 和 [0.5, 1]; U 表示服从正态分布的随机数; L 为 $1 \times d$ 的单位矩阵; A 表示 $1 \times d$ 的行向量 (d 为编码长度), 其中元素随机赋值为 1 或 -1, 且 $A^+ = A^T(AA^T)^{-1}$, A^T 为 A 的转置矩阵; M 为种群规模。详细的迭代优化过程见文献[9]。

2.2 t 分布

t 分布又称学生分布^[14], 其自由度参数 n 决定了 t 分布曲线的图像特点和形态, 自由度参数 n 越小, 其曲线变化越平坦, 峰值越低, 其概率密度函数根据式 (23) 计算。

$$p(x) = \frac{\Gamma\left(\frac{n+1}{2}\right)}{\sqrt{n\pi} \times \Gamma\left(\frac{n}{2}\right)} \left(1 + \frac{x^2}{n}\right)^{-\frac{n+1}{2}} \quad (23)$$

式中: 伽马函数 $\Gamma\left(\frac{n+1}{2}\right) = \int_0^{+\infty} x^{\frac{n+1}{2}-1} e^{-x} dx$ 。如果 $n \rightarrow \infty$ 时, 则 t 分布趋向于高斯分布; 如果 $n \rightarrow 1$ 时, 则 t 分布趋向于柯西分布。 t 分布随着自由度的变化可灵活切换为高斯分布或柯西分布, 可有效地平衡群集智能优化算法的局部搜索能力和全局搜索能力^[13]。

2.3 自适应 t 分布麻雀搜索算法

ATDSSA 在原 SSA 的基础上将算法的迭代次数 T 作为 t 分布的自由度, 对 SSA 个体的搜索策略进行扰动。在迭代前期, t 分布趋向于柯西分布变异, 其全局搜索能力较强; 在迭代后期, 近似于高斯分布, 具有良好的局部探索能力。 t 分布的自由度随着迭代次数的变化而不断调整, 以此平衡局部搜索和全局搜索, 加快收敛速度。自适应 t 分布更新见式 (24)。

$$X_i^* = X_i + X_i \times t(T) \quad (24)$$

这里用 t 分布对基本的 SSA 进行改进, 首先采用参数调优方法, 即在测试 1 个或 1 对参数对 ATDSSA 性能的影响时, 其他参数保持不变, 比较不同取值下调试参数对实验结果的影响, 从而确定算法性能最佳的参数值。根据调试结果, 种群规模 $M=30$, 迭代次数 $T=200$, 预警值 $S_T=0.6$, 发现者和加入者的比例 $\omega_1 : \omega_2 = 0.3 : 0.7$, 发现危险程度 $S_D=0.2$ 。根据设置的参数随机生成初始种群, 并计算每只麻雀的适应度值, 按升序排列。其次, 根据适应度将种群个体分为发现者和加入者, 分别对发现者和加入者进行位置更新。最后, 当 t 分布的密度函数值大于随机数 ζ 时对种群进行 t 分布变异操作。当满足最大迭代次数时结束循环, 输出最优解。自适应 t 分布麻雀搜索算法具体流程如图 2 所示。

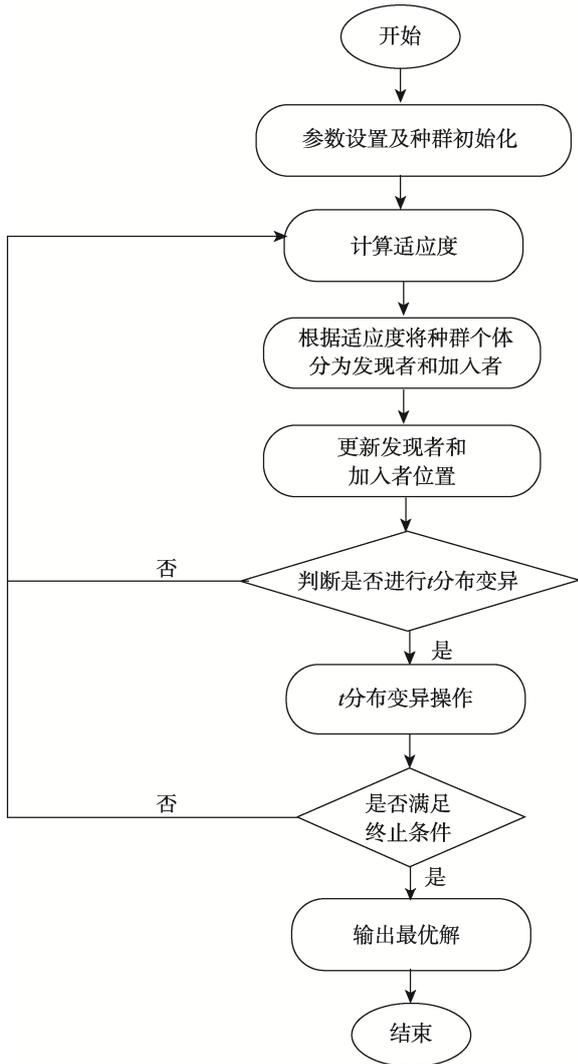


图2 自适应 t 分布麻雀搜索算法流程
Fig.2 Process of sparrow search algorithm with adaptive t distribution

2.3.1 解的表示

采用两段式自然数编码方式，每个个体长度为 $2n-1$ 。第 1 段为长度 n 的路径编码，遍历过的节点用其对应的自然数表示，未遍历的节点用 0 代替。第 2 段由长度为 $n-1$ 的模式编码，1、2、3 分别表示公路、铁路和水路。某 $n=10$ 多式联运网络的可行解编码如图 3 所示，该可行解从运输起点出发，依次经过节点 3、6、8，到达目的地，未过节点 2、4、5、7、9。

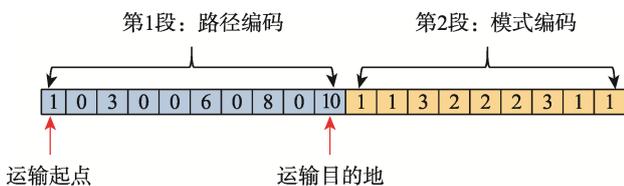


图3 某个体的表示方式
Fig.3 Representation of an individual

2.3.2 位置更新过程

原始 SSA 的更新方式适合于连续优化问题。由于这里涉及各个节点为离散分布，因此对麻雀中的发现者（加入者）位置更新进行改进，具体步骤如下。

1) 将发现者（加入者） I_j 和当代最优个体 I_{gbest} 作为父代进行路径（或运输模式）交叉。

2) 从父代中随机选择一个中转节点进行路径（运输模式）交叉。

3) 调整交叉节点前后节点的连接关系，使路径可行。

4) 计算子代个体 I_{child} 的适应度 $fitness(I_{child})$ ，并将其与 I_j 个体的适应度 $fitness(I_j)$ 进行比较。当 $fitness(I_{child}) > fitness(I_j)$ 时，将适应度最小的子代个体 I_{child} 作为 I_j 更新后的位置。

2.3.3 t 分布变异

t 分布变异通过迭代次数作为 t 分布的自由度，将其密度函数值 $p(t)$ 与随机数 ξ 进行比较。若 $p(t) > \xi$ ，则随机从更新解路径中选择 1 个节点（非终点）进行 t 分布变异，否则就随机生成 1 个解。 t 分布变异步骤如下。

1) 计算出变异节点采用不同运输模式到各个后向节点的局部适应度。

2) 选择最小局部适应度对应的后向节点及运输模式作为该变异点的后向局部路径。

3) 将选择的后向节点作为新的变异节点，重复步骤 1) — 3)，直至变异节点为终点时，结束循环。

为了便于理解，图 4 给出一个解中随机一个节点进行 t 分布变异过程，如图 4 所示。其中， $C_{(a,b)}^r$ 表示弧 (a, b) 上采用运输模式 r 的运输成本， C_a 表示运输起点到节点 a 的总成本。

3 算例分析

为了验证改进的算法求解上述模型的有效性，以南宁市到哈尔滨市实际运输进行计算。实验环境：Windows 11 系统下的 Matlab 2016a，使用 AMD Ryzen 7 5800U with Radeon Graphics、CPU 1.90 GHz、16.0 GB RAM 的个人笔记本电脑。

3.1 算例简介

以国内某多式联运网络为例，该运输网络涉及南昌、贵阳、重庆、南昌、长沙、武汉、合肥、上海、徐州、济南、郑州、太原、北京、大连和哈尔滨等 15 个城市，且分别以 O 、1、2...13 和 D 表示。通过轮船票网、火车票网和高德地图获得水路、铁路和公路等运输方式在两两城市间不同运输模式对应的距离，如表 1 所示。

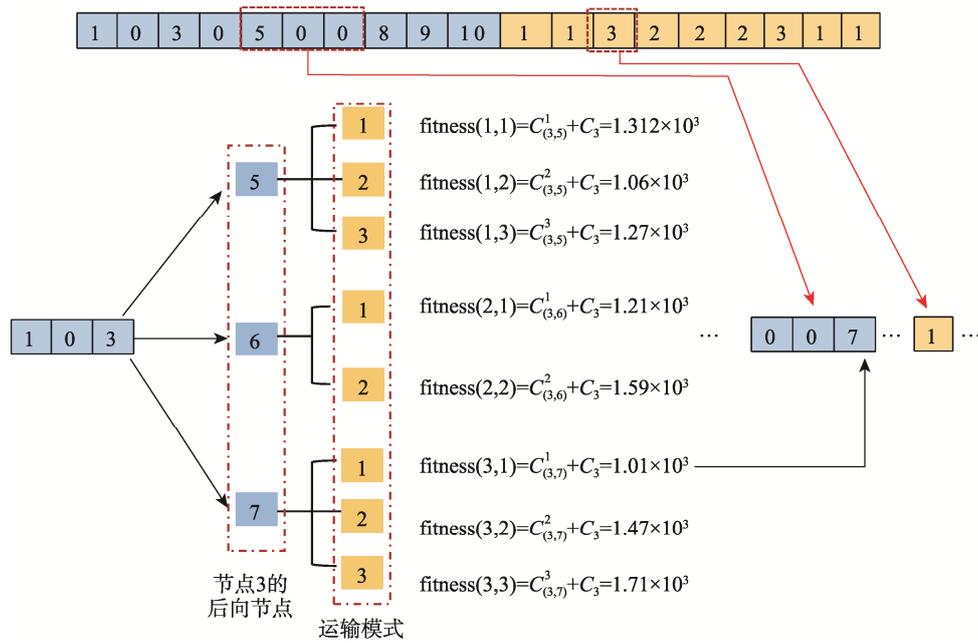


图 4 t 分布变异
Fig.4 t distribution mutation

表 1 不同运输方式下两城市间的距离
Tab.1 Distance between two cities under different modes of transportation

路段	距离/km			路段	距离/km		
	公路	铁路	水路		公路	铁路	水路
(0, 1)	604	875	105	(6, 9)	675	614	
(0, 2)	986	1 338	422	(7, 10)	942	998	
(1, 3)	1 156	1 264	337	(7, 11)	1 356	1 497	
(1, 4)	793	949		(7, 12)	1 206	1 328	
(2, 5)	932	1 159	658	(8, 10)	366	349	
(2, 6)	1 285	1 492	1 322	(8, 11)	775	926	
(3, 7)	728	807		(8, 12)	695	814	
(3, 8)	743	817		(9, 10)	446	668	
(3, 9)	1 056	1 162		(9, 11)	526	529	497
(4, 7)	1 066	1 173	398	(9, 12)	410	495	1 026
(4, 8)	993	1 247		(10, D)	1 976	2 139	
(4, 9)	1 181	1 291		(11, 12)	491	568	612
(5, 7)	821	811		(11, 13)	1304	1 452	1 168
(5, 8)	641	595	572	(11, D)	1774	1 846	
(5, 9)	846	976		(12, 13)	840	938	697
(6, 7)	437	457		(12, D)	1 288	1 278	
(6, 8)	318	295		(13, D)	1 032	946	

不同运输方式的运输单价 c_r 、模式转换单价 c_{rh} 、单位运输碳排放量 e_r 和模式转换碳排放量 e_{rh} 等参数参考文献[4]设置, 如表 2 所示。此外, 根据国内低碳政策

针对碳排放额度的管理原则, 设置强制碳排放、碳交易和碳补偿政策下的碳排放限制额均为 10 t, 碳交易单价和碳补偿单位价格为 7.8 元/kg。单位碳税率为 10。

表 2 不同运输方式的参数
Tab.2 Parameters of different transportation modes

运输方式	$c_r / (\text{元} \cdot \text{km}^{-1} \cdot \text{kg}^{-1})$	$c_{rh} / (\text{元} \cdot \text{kg}^{-1})$			$e_r / (\text{kg} \cdot \text{km}^{-1} \cdot \text{kg}^{-1})$	$e_{rh} / (\text{kg} \cdot \text{kg}^{-1})$		
		公路	铁路	水路		公路	铁路	水路
公路	0.162	0	8	9	0.044 0	0	0.128	0.117
铁路	0.491	8	0	10	0.012 7	0.128	0	0.113
水路	0.462	9	10	0	0.009 1	0.117	0.113	0

3.2 结果对比分析

根据上述数据,采 ATDSSA、SSA 分别对强制碳排放、碳税、碳交易和碳补偿政策下的 LCMTTP-FD 模型进行求解,如表 3 所示。ATDSSA 和 SSA 在求解强制碳排放和碳税政策下的 LCMTTP-FD 均能找到相同的满意解。同时,不同碳政策下的碳排放量结果表明,强制碳排放政策有利于减排,且优于其他 3 种政策下的减排效果。由此,在环境污染较重时期推行强制碳排放政策有利于减轻环境污染。ATDSSA 在求解碳交易和碳补偿时获得的结果中,总成本均为 132 946.44,而 SSA 在碳交易和碳补偿下的总成本分别为 148 115.19、155 861.72,其增加的成本主要源于节点 3 到节点 8 或节点 9 的模式转换成本,增加了转运成本,2 个政策下成本改进百分比分别为 11.41%、17.24%。在这 2 种低碳政策下,企业运输在满足碳排放约束情况下,为了降低运输成本,会偏向于选择 ATDSSA 获得的运输方案。由此,在推行低碳初期,碳交易和碳补偿可以在一定程度上降低运输成本,利于低碳运输的推广和实践。其中,多式联运路径中的 H、R、S 分别表示公路、铁路和水路运输,见表 3。

ATDSSA 和 SSA 在不同低碳政策下获得的成本和运输所产生的总碳排放量如图 5—6 所示,可以发

现,在强制碳排放、碳交易和碳补偿等政策下运输成本明显低于在碳税政策下的成本;强制碳排放政策能有效降低碳排放量,利于低碳运输目标的实现。此外,由于这里构建的 LCMTTP-FD 是在成本最小的前提下降低碳排放量,因而 ATDSSA 在 4 种低碳政策下的成本均优于 SSA。由图 6 可知,SSA 在碳交易和碳补偿政策下的碳排放量低于 ATDSSA,符合需求主体利益。

为了验证 ATDSSA 算法在求解 LCMTTP-FD 的有效性,这里将改进的 ADTSSA 在碳交易政策下的收敛情况与原始的 SSA^[9]、遗传算法(Genetic Algorithm, GA)^[18]和粒子群优化算法(Particle Swarm optimization, PSO)^[19]进行比较分析。如图 7 所示,PSO 和 SSA 的收敛速度较慢,容易陷入局部最优;ATDSSA 和 GA 均能获得较好解,但是 ATDSSA 的收敛速度和初始解的质量明显优于 GA。将 4 种算法在同一设备上迭代 200 次,其中,GA、PSO、SSA 和 ATDSSA 的运行时间分别为 31.4、17.8、20.67、6.22 s。在 1 个理想时间内,ATDSSA 每次迭代获得的最优解明显优于 SSA 和 PSO,且在保证获得同样优质解的同时,ATDSSA 所需的计算时间更少。由此可见,t 分布变异操作有效,改进算法不仅能节约时间,还可有效提高算法性能。

表 3 实验结果
Tab.3 Experimental results

算法	碳排放政策类型	多式联运路径	总成本/元	碳排放量/kg	改进百分比/%
ATDSSA	强制碳排放	O—S—1—S—3—H—9—R—12—R—D	164 166.47	9 522.28	0
	碳税	O—S—1—S—3—H—8—H—12—H—D	246 434.24	16 130.82	0
	碳交易	O—S—1—S—3—H—8—H—12—H—D	132 946.44	16 130.82	11.41
	碳补偿	O—S—1—S—3—H—9—H—12—H—D	132 946.44	16 130.82	17.24
SSA	强制碳排放	O—S—1—S—3—H—9—R—12—R—D	155 861.72	9 522.28	
	碳税	O—S—1—S—3—H—8—H—12—H—D	246 434.24	16 130.82	
	碳交易	O—S—1—S—3—R—8—H—12—H—D	148 115.19	13 245.84	
	碳补偿	O—S—1—S—3—R—9—H—12—H—D	155 861.72	12 185.24	

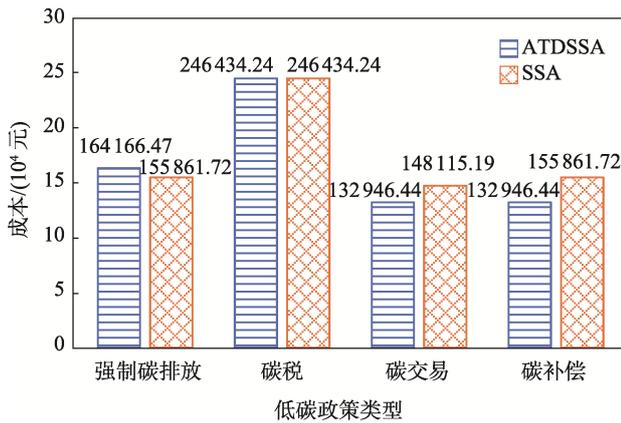


图 5 不同低碳政策下的成本
Fig.5 Costs under different low-carbon policies

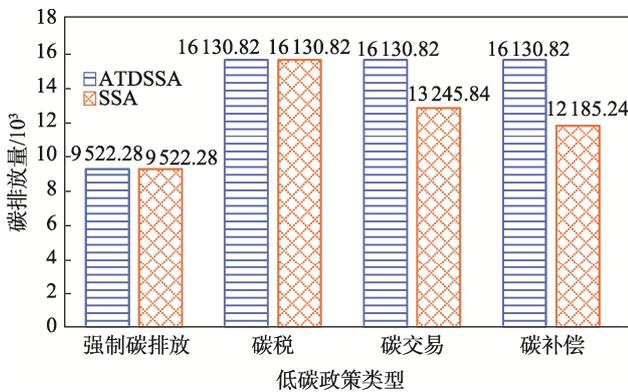


图 6 不同低碳政策下的碳排放量
Fig.6 Carbon emissions under different low-carbon policies

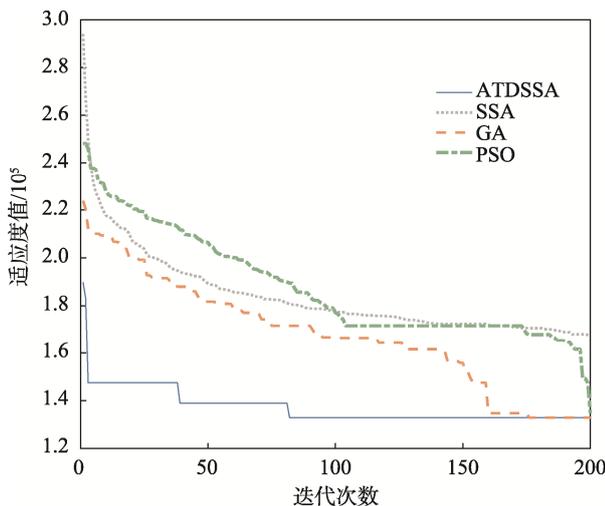


图 7 收敛曲线
Fig.7 Curve of convergence

4 结语

针对不同碳排放政策下带模糊需求的多式联运路径问题, 以最小化运输成本、模式转换成本及碳排

放成本之和为目标, 构建了 4 种低碳政策下的 LCMTTP-FD。构建的数学模型考虑了环境变化和实际情况约束, 从而达到了实现经济、低碳运输的目的。根据不同的低碳政策模型获得的结果表明, 强制碳排放政策可以有效降低碳排放量, 适合在急需减排的情况下推行; 碳交易和碳补偿政策对减少碳排放的力度较小, 但可降低企业成本, 适合于低碳运输初期的推广。LCMTTP-FD 为后续的低碳运输和相关部门制定政策提供了理论依据。

通过对 SSA 算法进行改进, 以迭代次数作为 t 分布的自由度, 以引导雀群进行变异搜索, 平衡了 SSA 的全局搜索能力和局部搜索能力, 弥补了 SSA 算法易陷入局部最优的缺陷, 提高了算法的搜索能力。实验结果表明, 在算法的搜索能力和收敛性等方面, ATDSSA 与 SSA、GA 和 PSO 等智能优化算法相比, 它在运行时间和获得的解质量上都具有较强的竞争力。该算法具有较好的性能, 可应用于离散或连续的诸多组合优化问题研究中, 如车辆路径问题、设施选址问题和选址路径问题等。后续应继续将该算法应用于易腐蚀物品和危险物品等特殊场景的运输。

参考文献:

- [1] 李想, 闵德权, 张祺. 随机需求下半开放式冷链物流车辆路径优化[J]. 包装工程, 2022, 43(7): 160-169.
LI Xiang, MIN De-quan, ZHANG Qi. Routing Optimization of Semi-Open Cold-Chain Logistics Vehicle under Random Demand[J]. Packaging Engineering, 2022, 43(7): 160-169.
- [2] ZHU C, ZHU X N. Multi-Objective Path-Decision Model of Multimodal Transport Considering Uncertain Conditions and Carbon Emission Policies[J]. Symmetry, 2022, 14(2): 221.
- [3] 邓红星, 宋雅婧. 考虑碳排放的多式联运多目标路径规划[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2022, 36(11): 219-225.
DENG Hong-xing, SONG Ya-jing. Multi-Objective Route Planning for Multimodal Transportation Considering Carbon Emissions[J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science), 2022 36(11): 219-225.
- [4] 程兴群, 金淳. 低碳政策下考虑道路拥堵的多式联运路径选择问题[J]. 运筹与管理, 2019, 28(4): 67-77.
CHENG Xing-qun, JIN Chun. Route Selection Problem in Multimodal Transportation with Traffic Congestion Considered under Low-Carbon Policies[J]. Operations Research and Management Science, 2019, 28(4): 67-77.
- [5] 刘杰, 彭其渊, 殷勇. 低碳背景下的多式联运路径规

- 划[J]. 交通运输系统工程与信息, 2018, 18(6): 243-249.
- LIU Jie, PENG Qi-yuan, YIN Yong. Multimodal Transportation Route Planning under Low Carbon Emissions Background[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2018, 18(6): 243-249.
- [6] 杨珺, 卢巍. 低碳政策下多容量等级选址与配送问题研究[J]. 中国管理科学, 2014, 22(5): 51-60.
- YANG Jun, LU Wei. A Location and Distribution Model with Hierarchical Capacities under Different Carbon Emission Policies[J]. Chinese Journal of Management Science, 2014, 22(5): 51-60.
- [7] HOEN K M R, TAN T, FRANSOO J C, et al. Effect of Carbon Emission Regulations on Transport Mode Selection under Stochastic Demand[J]. Flexible Services and Manufacturing Journal, 2014, 26(1): 170-195.
- [8] 王慧, 汪传旭. 模糊需求环境下集装箱多式联运箱型和运输方式的选择[J]. 公路交通科技, 2012, 29(4): 153-158.
- WANG Hui, WANG Chuan-xu. Selection of Container Types and Transport Modes for Container Multi-Modal Transport with Fuzzy Demand[J]. Journal of Highway and Transportation Research and Development, 2012, 29(4): 153-158.
- [9] XUE J K, SHEN B. A Novel Swarm Intelligence Optimization Approach: Sparrow Search Algorithm[J]. Systems Science & Control Engineering, 2020, 8(1): 22-34.
- [10] 罗晴川. 基于改进麻雀搜索算法的电动汽车充电站选址定容在规划区的应用[D]. 大庆: 东北石油大学, 2022: 1-64.
- LUO Qing-chuan. Application of Location and Capacity Determination of Electric Vehicle Charging Station Based on Improved Sparrow Search Algorithm in Planning Area[D]. Daqing: Northeast Petroleum University, 2022: 1-64.
- [11] 白文杰, 贾新春, 吕腾. 改进麻雀搜索算法在三维路径规划中的应用[J]. 控制工程, 2022, 29(10): 1800-1809.
- BAI Wen-jie, JIA Xin-chun, LYU Teng. Application of Improved Sparrow Search Algorithm in 3D Path Planning[J]. Control Engineering of China, 2022, 29(10): 1800-1809.
- [12] LUAN F, LI R T, LIU S Q, et al. An Improved Sparrow Search Algorithm for Solving the Energy-Saving Flexible Job Shop Scheduling Problem[J]. Machines, 2022, 10(10): 847.
- [13] 李楠, 薛建凯, 舒慧生. 基于自适应 t 分布变异麻雀搜索算法的无人机航迹规划[J]. 东华大学学报(自然科学版), 2022, 48(3): 69-74.
- LI Nan, XUE Jian-kai, SHU Hui-sheng. A Sparrow Search Algorithm with Adaptive t Distribution Mutation-Based Path Planning of Unmanned Aerial Vehicles[J]. Journal of Donghua University (Natural Science), 2022, 48(3): 69-74.
- [14] 周方俊, 王向军, 张民. 基于 t 分布变异的进化规划[J]. 电子学报, 2008, 36(4): 667-671.
- ZHOU Fang-jun, WANG Xiang-jun, ZHANG Min. Evolutionary Programming Using Mutations Based on the t Probability Distribution[J]. Acta Electronica Sinica, 2008, 36(4): 667-671.
- [15] LIU B D. Fuzzy Random Chance-Constrained Programming[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2001, 9(5): 713-720.
- [16] SUN Y, ZHANG G J, HONG Z J, et al. How Uncertain Information on Service Capacity Influences the Intermodal Routing Decision: A Fuzzy Programming Perspective[J]. Information, 2018, 9(1): 24.
- [17] 袁旭梅, 降亚迪, 张旭. 低碳政策下基于区间的模糊多式联运路径鲁棒优化研究[J]. 工业工程与管理, 2021, 26(4): 134-141.
- YUAN Xu-mei, JIANG Ya-di, ZHANG Xu. Research on Robust Optimization of Interval-Based Fuzzy Multimodal Transport Paths under Low-Carbon Policies[J]. Industrial Engineering and Management, 2021, 26(4): 134-141.
- [18] HOSAGE C M, GOODCHILD M F. Discrete Space Location-Allocation Solutions from Genetic Algorithms[J]. Annals of Operations Research, 1986, 6(2): 35-46.
- [19] KANNAN S, SLOCHANAL S M R, SUBBARAJ P, et al. Application of Particle Swarm Optimization Technique and Its Variants to Generation Expansion Planning Problem[J]. Electric Power Systems Research, 2004, 70(3): 203-210.