

• 计算机工程与应用 •



基于离散多元宇宙算法求解车辆路径问题

张 强, 姜慧清*, 王 颖, 刘 馨

(东北石油大学计算机与信息技术学院 黑龙江 大庆 163318)

【摘要】针对现实生活中车辆配送的实际情况以及客户对服务时间的具体要求, 该文提出了一种离散多元宇宙算法来求解在模糊时间窗约束下的多配送中心车辆路径问题 (MDVRPFTW)。以总成本最低、顾客满意度最大为多目标函数, 针对 MDVRPFTW 构建出相应的数学模型。该算法在传统多元宇宙算法基础上, 重新定义了离散车辆路径问题下的更新策略。实验结果表明, 该算法能更好地解决在模糊时间窗约束下的多配送中心车辆路径问题, 优于其他几种对比算法, 具有较强的寻优能力和应用价值。

关键词 离散多元宇宙算法; 模糊时间窗; 多配送中心车辆路径问题; 多目标
中图分类号 TP18 **文献标志码** A **doi**:10.12178/1001-0548.2021044

Solving Vehicle Routing Problem with Fuzzy Time Window Based on Discrete Multiverse Algorithm

ZHANG Qiang, JIANG Huiqing*, WANG Ying, and LIU Xin

(School of Computer and Information Technology, Northeast Petroleum University Daqing Heilongjiang 163318)

Abstract Aiming at the actual situation of vehicle distribution in real life and the specific requirements of customers for service time, this paper proposes a discrete multiverse algorithm to solve the multi-depot vehicle routing problem with fuzzy time windows (MDVRPFTW) under the constraint of fuzzy time windows. Taking the lowest total cost and the largest customer satisfaction as the multi-objective function, a corresponding mathematical model is constructed for MDVRPFTW. Based on the traditional multiverse algorithm, this algorithm redefines the update strategy under the discrete vehicle routing problem. The experimental results show that the algorithm can better solve the vehicle routing problem of multiple distribution centers under the fuzzy time window constraint, and the result is better than other comparison algorithms, which proves that it has a strong optimization ability and practical application value.

Key words discrete multiverse algorithm; fuzzy time window; multi-distribution center vehicle routing problem; multi-objective

带模糊时间窗的多配送中心车辆路径问题 (multi-depot vehicle routing problem with fuzzy time windows, MDVRPFTW) 是经典车辆路径问题 (vehicle routing problem, VRP) 的扩展问题之一, 同样属于 NP-hard 问题。MDVRPFTW 主要是指配送中心数量为多个, 模糊化处理开始服务时间窗, 加入了客户最大容忍时间窗, 优化目标不仅有车辆配送的总成本, 还有客户对服务时间的满意度。与传统的车辆路径问题相比, MDVRPFTW 更贴合实际。随着物流运输业的兴起, 车辆路径问题演化为多种类

型, 对于多配送中心车辆路径问题 (multi-depot vehicle routing problem, MDVRP), 学者们应用不同的群智能算法寻找 MDVRP 的近似最优解。文献 [1] 设计了一种改进多蚁群算法来求解带时间窗的半开放式 MDVRP, 引入 2-opt 邻域搜索算法更新可行解并作为初始解。文献 [2] 设计一种混合遗传算法, 并提出一种自适应搜索范围策略, 为求解联合 MDVRP 提供一种新思路。文献 [3] 针对 MDVRP 的 4 个扩展问题, 设计混沌遗传变邻域搜索算法、改进的蚁群算法、两阶段禁忌搜索算法求解模型。文献 [4]

收稿日期: 2021-02-25; 修回日期: 2021-04-18

基金项目: 国家自然科学基金 (61702093); 黑龙江省自然科学基金 (F2018003); 黑龙江省博士后专项经费 (LBH-Q20077)

作者简介: 张强 (1982-), 男, 博士, 教授, 主要从事智能进化算法、神经网络等方面的研究。

*通信作者: 姜慧清, E-mail: 2868222657@qq.com

针对带软时间窗的开放式 MDVRP, 提出了一种新改进的离散萤火虫算法。文献 [5] 针对问题和模型特点, 设计了基于双层编码模式的改进遗传算法求解随机需求下带时间窗的动态 MDVRP。文献 [6] 通过结合 2-opt 局部优化算法的自适应多态蚁群算法求解基于车辆共享的 MDVRP。文献 [7] 根据 MDVRP 的具体特征, 模拟狼群捕食行为并设计了求解该问题的狼群算法。文献 [8] 将基本的蚁群优化与具有快速全局搜索能力的遗传算法相结合, 构成一种混合自适应蚁群优化算法解决基于 VIP 客户的 MDVRP。文献 [9] 通过对遗传算法改进求解 MDVRPTW, 结果表明改进的遗传算法对求解此类优化问题有很大的提高。文献 [10] 研究了一个多车场多配送中心半开放式满载车辆路径问题, 给出了该问题的数学模型和求解算法。

多元宇宙优化算法 (multi-verse optimizer, MVO) 是文献 [11] 于 2016 年设计的一种基于物理学中多元宇宙理论的群智能优化算法。通过模拟白洞、黑洞和虫洞之间的相互作用来完成寻优过程的数学建模。由于该算法具有框架简单、易于理解、参数较少、性能稳定、搜索效率高等优点, 受到关注。但传统多元宇宙算法是针对连续问题设计的, 无法直接应用于离散车辆路径问题。因此, 本文提出一种离散多元宇宙算法, 重新定义了对于离散车辆路径问题下的更新策略, 寻找更优解。

1 问题描述及建模

1.1 问题描述

模糊时间窗约束下多中心车辆路径问题可以描述为: 拥有多个配送中心, 车辆从配送中心出发, 拥有客户最大容忍时间窗, 客户点的需求量已知, 需要合理的规划路径使目标函数最优。模糊时间窗约束下多中心车辆路径问题考虑如下假设: 1) 配送中心到客户节点距离以及客户点之间的距离是已知的; 2) 配送车辆必须以所属配送中心为起始点, 任务完成后以所属配送中心为返回点; 3) 每辆车可以对多个客户节点进行服务, 但每个客户节点有且仅有一辆车为其服务; 4) 物流配送中心和客户节点之间以及客户节点之间都是可以连通的道路; 5) 客户节点货物需求量小于配送车辆的最大承载量。6) 配送路径数不能大于配送中心配送车辆总数; 7) 配送车辆的到达时间不能早于和晚于客户最大容忍时间窗。

1.2 数学建模

在 MDVRPFTW 中, $P = \{1, 2, \dots, p\}$ 为配送中心的集合; $N = \{1, 2, \dots, n\}$ 为所有客户节点的集合; K_p 为配送中心 p 的车辆数; K_{total} 为车辆总数; q_i 为客户节点 i 的货物需求量, $i \in N$; Q 为配送车辆的最大容量; c_1 为单个配送车辆完成配送任务的固定费用; c_2 为单位距离的行驶成本; c_3 为由于客户不满意带来的业务损失成本; d_{ij} 为节点 i 到节点 j 之间的距离; S_i 为开始服务时间; K_{pm} 为配送中心 p 参与配送车辆数。本文采用的模糊时间窗^[12][EET, ET, LT, ELT] 相应隶属函数图像如图 1 所示。

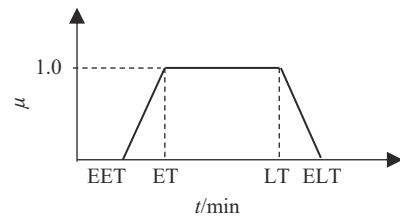


图 1 梯形模糊时间窗隶属函数

多配送中心情况下的客户满意度函数^[13] 可把客户 i 对配送服务的满意度定义为其服务开始时间的隶属度函数:

$$\mu_i(S_i) = \begin{cases} 0 & S_i \in [0, EET_i] \\ \left(\frac{S_i - EET_i}{ET_i - EET_i} \right) & S_i \in [EET_i, ET_i] \\ 1 & S_i \in [ET_i, LT_i] \\ \left(\frac{ELT_i - S_i}{ELT_i - LT_i} \right) & S_i \in [LT_i, ELT_i] \\ 0 & S_i \in [ELT_i, +\infty] \end{cases} \quad (1)$$

MDVRPFTW 具体的数学模型如下:

$$\min M = c_1 \sum_{p=1}^P \sum_{k_p=1}^{K_{pm}} x_{ij}^{pk} + c_2 \sum_{i=1}^{N_p} \sum_{j=1}^{N_p} \sum_{p=1}^P \sum_{k_p=1}^{K_{pm}} d_{ij} x_{ij}^{pk} \quad (2)$$

$$\text{MaxSat} = \frac{\sum_{i=1}^n \mu_i(S_i)}{n} \quad (3)$$

$$\min M_{total} = \min M + c_3(1 - \text{MaxSat}) \quad (4)$$

式中,

$$\sum_{i=1}^{N_p} \sum_{j=1}^{N_p} q_i x_{ij}^{pk} \leq Q \quad (5)$$

$$\sum_{i=1}^{N_p} \sum_{k_p=1}^{K_p} x_{ij}^{pk} = \sum_{j=1}^{N_p} \sum_{k_p=1}^{K_p} x_{ij}^{pk} = 1 \quad \forall j \in N_p, \forall i \in N_p \quad (6)$$

$$\sum_{p=1}^P K_p \leq K_{\text{total}} \quad (7)$$

$$\sum_{i=1}^{N_p} x_{ij}^{pk} = \sum_{i=1}^{N_p} x_{ji}^{pk} \leq 1 \quad j \in P \quad (8)$$

$$x_{ij}^k \in \{0, 1\} \quad \forall j \in N, \forall i \in N, \forall k \in K \quad (9)$$

其中, 式(2)表示目标函数是配送总成本的最小化; 式(3)表示平均顾客满意度的最大化; 式(4)表示总的优化目标为配送总成本最小化与客户不满意度最小化的和; 式(5)表示车辆 k 的载重量不允许超过该车辆的额定载重量; 式(6)表示每一个顾客点都被服务到且只被服务一次; 式(7)表示使用的车辆总数不超过配送系统中所拥有的车辆数; 式(8)表示车辆服务完客户后, 必须返回其所出发的配送中心; 式(9)表示决策变量为 0-1 变量。

2 离散多元宇宙算法

2.1 标准多元宇宙算法

多元宇宙算法^[14]是2016年提出的一种新型智能优化算法。而MVO算法主要是模拟多元宇宙的种群在黑洞、白洞和虫洞共同作用下的运动行为。与其他算法相比, MVO算法主要分为探测和开采两个阶段。多元宇宙个体的位置由内部物体的运动改变。构建数学模型时, 一个宇宙被视为优化问题的一个解, 每个宇宙中的物体可作为相应解的分量。定义单个宇宙的膨胀率为候选解的适应度值。宇宙膨胀率, 即适应度的计算方法在不同问题中有不同的定义, 在本文MDVRPFTW中, 适应度函数定义为总成本函数式(4)的倒数。

初始化宇宙种群 U , 公式如下:

$$U = \begin{bmatrix} x_1^1 & x_1^2 & \cdots & x_1^d \\ x_2^1 & x_2^2 & \cdots & x_2^d \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_n^1 & x_n^2 & \cdots & x_n^d \end{bmatrix} \quad (10)$$

式中, d 表示搜索空间的维度; n 表示多元宇宙个体数目; $U_i = (x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^d)$ 表示第 i 个宇宙; x_i^j 表示第 i 个宇宙的第 j 个分量。

MVO算法在每次迭代时首先通过轮盘赌原则, 根据排序后宇宙种群的膨胀率, 选择一个宇宙通过黑洞从产生白洞的宇宙中吸收物质, 公式如下:

$$x_i^j = \begin{cases} x_k^j & r_1 < \text{NI}(U_i) \\ x_i^j & r_1 \geq \text{NI}(U_i) \end{cases} \quad (11)$$

式中, r_1 为 $[0, 1]$ 范围内随机数; x_k^j 表示通过轮盘赌选择出来的第 k 个宇宙的第 j 个分量; $\text{NI}(U_i)$ 表示第 i 个宇宙的归一化膨胀率。白洞/黑洞转移是将物体从高膨胀率的宇宙发送到低膨胀率的宇宙中。因此在整个迭代过程中, 宇宙种群的平均膨胀率会不断提高。

为了保证宇宙种群的多样性和改进宇宙个体自身膨胀率, 宇宙个体会通过虫洞和最优宇宙之间进行物质传输, 公式如下:

$$x_i^j = \begin{cases} x_j + \text{TDR}((\text{ub}_j - \text{lb}_j)r_4 + \text{lb}_j) & r_3 < 0.5, r_2 < \text{WEP} \\ x_j - \text{TDR}((\text{ub}_j - \text{lb}_j)r_4 + \text{lb}_j) & r_3 \geq 0.5, r_2 < \text{WEP} \\ x_i^j & r_2 \geq \text{WEP} \end{cases} \quad (12)$$

式中, r_2 、 r_3 、 r_4 为 $[0, 1]$ 范围内随机数; lb_j 和 ub_j 指 x_i^j 的下限和上限; x_j 表示当前最优宇宙的第 j 个分量; WEP 为虫洞存在的概率; TDR 为物体向当前最优宇宙移动的步长。更新公式为:

$$\text{WEP} = \text{WEP}_{\min} + l \times \left(\frac{\text{WEP}_{\max} - \text{WEP}_{\min}}{L} \right) \quad (13)$$

$$\text{TDR} = 1 - \frac{l^{1/p}}{L^{1/p}} \quad (14)$$

式中, L 为最大迭代次数; l 为当前迭代次数; $\text{WEP}_{\min}=0.2$; $\text{WEP}_{\max}=1$; p 为开发准确性, 值为6。 WEP 在迭代过程中线性增大, 保证了在迭代后期进行更多的开采。 TDR 在迭代过程中非线性减小, 减小速率先快后慢。这是因为迭代前期选出最优宇宙的适应度不高, 需要用更大的移动距离来加快开采速度, 而在迭代后期, 最优宇宙具有较高的适应度, 所以需要减小移动距离来增加开采的精度。

2.2 多元宇宙算法离散化

标准多元宇宙算法只适用于在连续的解空间中寻优。但VRP的解空间是离散的, 需要将MVO进行离散化, 使其适用于求解车辆路径问题。

2.2.1 编码与解码

应用多元宇宙求解MDVRPFTW时, 每个宇宙代表了一种配送方案, 宇宙中的分量代表节点的编号。客户点、配送中心和车辆等节点的编号是离散且唯一的, 为了便于理解和表示, 用连续的自然数对节点进行编号。假设有 n 个配送中心, 每个配送中心有 k_i 辆车, 客户数为 m 。具体编码解码规则如下:

首先为所有节点进行编号。配送中心的编号从0开始到 $n-1$ 结束。符号0即代表第一个配送中

心; 配送车辆节点的编号从 n 开始到 $n+(k_0+\dots+k_{n-1})-1$ 结束。隶属于第一个配送中心的车辆的编号从 n 开始到 $n+k_0-1$ 结束, 以此类推; 客户点编号从 $n+(k_0+\dots+k_{n-1})$ 开始到 $n+(k_0+\dots+k_{n-1})+m-1$ 结束。每个解中只包含车辆节点和客户节点, 即解的长度由配送车辆总数和客户点总数确定。然后先将配送车辆随机排列, 再把客户点随机插入形成一个初始解。配送车 i 的配送路径中包含的客户点为配送车 i 与配送车 $i-1$ 之间的所有客户点, 并在客户点两端加上配送车 i 所属的配送中心编号构成完整配送路径, 配送顺序即客户点排列顺序。例如有 $n=2, k_0=2, k_1=2, m=7$, 则初始编码为:

2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
---	---	---	---	---	---	---	---	----	----	----

其中编号为 2,3 的配送车辆属于 0 号配送中心, 编号为 4,5 的配送车辆属于 1 号配送中心。随机顺序为:

2	8	10	11	12	3	6	4	7	9	5
---	---	----	----	----	---	---	---	---	---	---

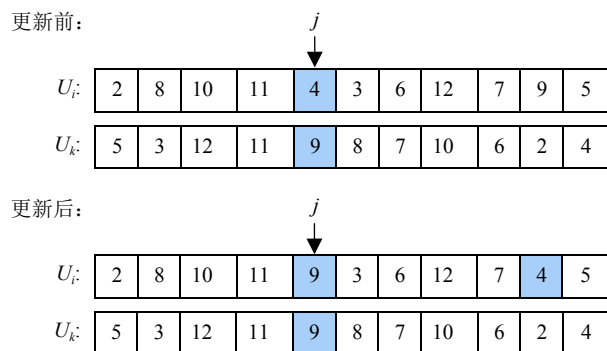
则所有配送路径为: $\{0, 8, 10, 11, 12, 0\}, \{1, 6, 1\}, \{1, 7, 9, 1\}$ 。

通过配送车辆的编号可推出所属的配送中心, 配送车辆在解中的位置可推出该配送车的配送路径, 所以目标函数值的计算不会受乱序的影响。同时每一辆配送车辆的配送路径由一段连续片段指定, 给邻域搜索策略的设计提供了思路。

2.2.2 位置更新策略

1) 白洞/黑洞转移

在标准多元宇宙算法中, 对于 U_i 的第 j 个分量, 如果随机数 r_1 小于 U_i 的归一化膨胀率, 则用 U_k 的第 j 个分量取代 U_i 的第 j 个分量。但这种更新方式在车辆路径问题中会使更新后的解不合法, 因为节点编号是唯一的。对于离散车辆路径问题, 在 U_i 的第 j 个分量更新后, 需要与对应的分量进行交换, 以保证解的合法性, 具体操作如下:



2) 向最优宇宙移动

在标准多元宇宙中, 通过向最优宇宙移动来保持种群多样性和激发每个宇宙的膨胀率。但标准多元宇宙中的移动距离为实数, 不适用于车辆路径问题。所以将移动距离取整。如果 U_i 的第 j 个分量更新后的值超出了最大节点编号, 则将其置为最大节点编号。为了保证解的合法性, 需要在更新后对解进行调整。离散后的向最优宇宙移动公式如下:

$$x_i^j = \begin{cases} x_j + \lceil \text{TDR}((ub_j - lb_j)r_4 + lb_j) \rceil & r_3 < 0.5, r_2 < \text{WEP} \\ x_j - \lfloor \text{TDR}((ub_j - lb_j)r_4 + lb_j) \rfloor & r_3 \geq 0.5, r_2 < \text{WEP} \\ x_i^j & r_2 \geq \text{WEP} \end{cases} \quad (15)$$

2.3 改进策略

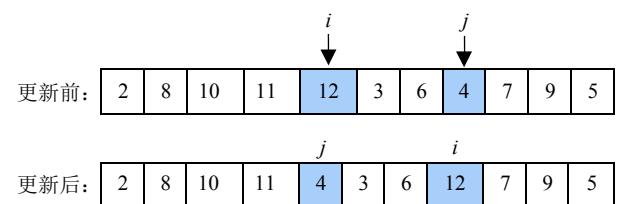
在标准多元宇宙的离散化中, 白洞/黑洞转移过程中直接用 U_k^j 替换 U_i^j , 这种策略会导致 U_i 过快地被 U_k 同化, 使宇宙种群早熟收敛。在向最优宇宙移动过程中, 没有在最优宇宙的邻域进行搜索, 导致更新后宇宙与最优宇宙整体相差过多, 无法达到激发自膨胀率的目的。针对以上问题, 多元宇宙更新规则如下:

2.3.1 原子操作

首先定义宇宙交换物体的原子操作。无论是白洞黑洞转移还是向最优宇宙移动, 都是基于原子操作。本文将原子操作分为 3 种: 交换、插入和反转。

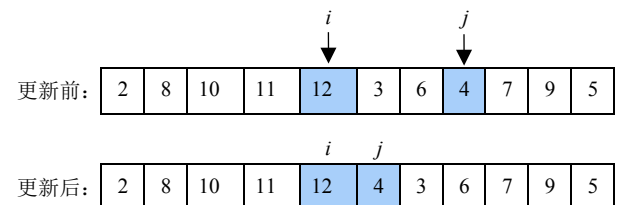
1) 交换操作

在配送方案中随机选取两个节点 i, j 进行交换:



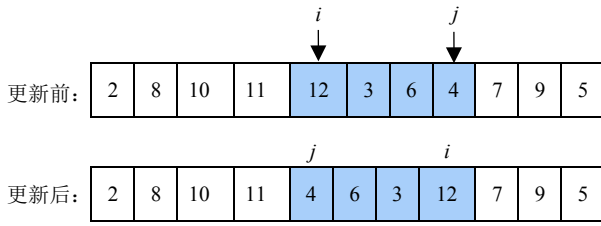
2) 插入操作

在配送方案中随机选取两个节点 i, j , 将节点 j 插入到节点 i 之后:



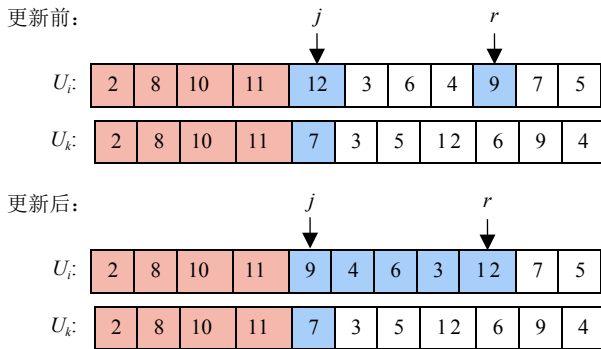
3) 反转操作

在配送方案中随机选取两个节点 i, j , 将节点 i 到节点 j 之间的所有节点反转:



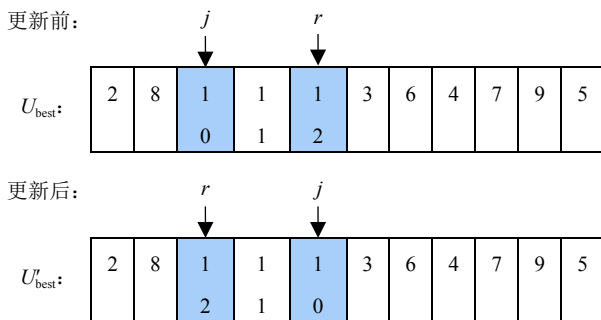
2.3.2 黑洞/白洞转移重定义

为了改善宇宙种群早熟收敛, 在 U_k 向 U_i 传输物质时不用直接替换, 而是利用随机策略, 使得 U_i 在概率上会逐步接近 U_k 。具体来说, 如果随机数 $r_1 < NI(U_i)$, 则遍历 U_k 与 U_i 的所有分量, 直到遇到第一个不同的分量 U_i^j 时停止, 然后在 U_i^{j+1} 到 $length(U_i)$ 中随机选择一个分量 U_i^r , 对 U_i^j 和 U_i^r 执行原子操作。以反转操作为例, 具体过程如下:



2.3.3 向最优宇宙移动重定义

为保证在最优解的邻域进行开发, 结合 2.2.1 节的编码方式, 设计新的邻域搜索机制。在 U_{best} 中随机选择一个配送车辆, 并在其配送路径中随机选择两个顾客节点进行原子操作, 如果更新后解的膨胀率比 U_i 大, 则将 U_i 替换掉。以交换操作为例, 具体过程如下:



其中 {8, 10, 11, 12} 是编号为 3 的配送车的配送路径。

2.4 算法步骤

- 1) 初始化多元宇宙种群, 初始化 WEP_{min} 、 WEP_{max} 、开发精度 p 、最大迭代次数 $MaxIter$ 、当前迭代次数 $CurIter$ 等参数;
- 2) 计算每个宇宙个体的适应度, 宇宙个体归一

化膨胀率 $NI(U)$, 用轮盘赌机制选择一个宇宙个体 U_k ;

- 3) 遍历每一个宇宙个体 U_i , 计算 WEP 和 TDR , 生成随机数 r_1 、 r_2 ;
- 4) 如果 $r_1 < NI(U_i)$, 则根据白洞/黑洞转移规则生成 U_i' 。比较 U_i 和 U_i' 的膨胀率, 取较大者替代 U_i 。如果 $r_1 \geq NI(U_i)$ 则执行下一步;
- 5) 如果 $r_2 < WEP$, 则根据向最优宇宙移动的规则生成 U_i' 。比较 U_i 和 U_i' 的膨胀率, 取较大者替代 U_i 。如果 $r_2 \geq WEP$ 则执行下一步;
- 6) 比较 U_i 和当前最优宇宙 U_{best} 的膨胀率, 取较大者替代 U_{best} ;
- 7) 如果达到最大迭代次数, 输出最优解, 算法结束; 否则, 返回步骤 2)。

3 实验与分析

本文使用 Solomon 数据集^[15] 对标准多元宇宙算法 (MVO)、鲸鱼算法 (whale optimization algorithm, WOA)^[16]、海鸥算法 (seagull optimization algorithm, SOA)^[17]、粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO)^[18]、飞蛾扑火算法 (moth-flame optimization, MFO)^[19]、灰狼优化算法 (grey wolf optimization, GWO)^[20] 以及本文提出的离散多元宇宙算法 (discrete multi-verse optimizer, DMVO) 进行了对比实验。由于 Solomon 标准数据集的时间窗为硬时间窗且只有一个配送中心, 所以对 Solomon 数据集进行了扩展。配送中心数目增加至 3, 另新增了左、右容忍时间窗。考虑到顾客对于不同货物的期望服务时间窗不同, 其最大容忍程度也不尽相同, 设置顾客可提前接受服务的时间窗 $[EET_i, ET_i)$ 和顾客可延迟接受服务的时间窗 $(LT_i, ELT_i]$ 分别为顾客期望接受服务的时间窗 $[ET_i, LT_i]$ 的一半, 能更加客观地描述实际顾客的等待情况。容忍时间窗按如下公式得出:

$$EET_i = \max \left\{ 0, ET_i - \frac{LT_i - ET_i}{2} \right\} \quad (16)$$

$$ELT_i = LT_i + \frac{LT_i - ET_i}{2} \quad (17)$$

式中, EET 为左容忍时间窗; ELT 为右容忍时间窗; ET 为左时间窗; LT 为右时间窗。

实验中的最大迭代次数为 2 000, 种群数量为 300。表 1 为各个算法在 Solomon 数据集上的总成本对比结果。总成本为固定成本、距离成本与时间惩罚成本之和。为了避免不同初始化对算法造成的

影响, 随机生成了 10 组初始种群, 取 10 组数据的平均值作为对比结果。

表 1 实验结果

算例	总成本						
	DMVO	MVO	PSO	SOA	WOA	GWO	MFO
C101	5896	6425	9958	7334	8607	9994	10001
C102	4576	5114	8250	5886	7114	8289	8311
C103	3606	4117	6847	4798	5801	6861	6906
C201	9275	9823	12237	10354	11144	12243	12252
C202	7280	7746	10084	8308	9029	10138	10162
C203	5268	5541	8028	6263	6989	8033	8025
R112	1233	1261	5365	2625	3814	5302	5346
R201	4880	5236	9238	6274	7296	9195	9293
R202	3997	4308	7770	5246	6220	7750	7868
R203	3160	3553	6249	4130	4989	6308	6250
R205	4251	4802	9024	5851	7041	9149	9171
R207	2924	3341	6163	3941	4789	6256	6288
RC108	1508	1592	6617	3287	5370	6603	6647
RC201	5363	5773	10012	6927	8336	10053	10070
RC202	4442	4862	8588	5803	7105	8595	8599
RC203	3572	3925	7177	4739	5852	7177	7172
RC208	3855	4356	8690	5422	6883	8702	8720

通过表 1 结果可以看出, 改进后的离散多元宇宙算法在求解带模糊时间窗的多配送中心车辆路径问题时, 与 MVO 相比结果更优。而 MVO 总成本普遍优于 PSO、SOA、WOA、GWO 和 MFO 算法。为了直观地展示迭代过程中成本的变化情况, 下面以 Solomon 数据集中的 C101、C102、R205、R207、RC202、RC208 为例, 展示总成本和用户满意度在迭代过程中的变化曲线图。

通过图 2~图 13 可以看出, 总成本和客户满意度随着迭代次数的增加都在不断得到优化。由于在迭代过程中要综合考虑成本与客户满意度, 导致图像曲线出现波动。但随着迭代次数的增加, 结果达到平衡, 整体损失趋于收敛。

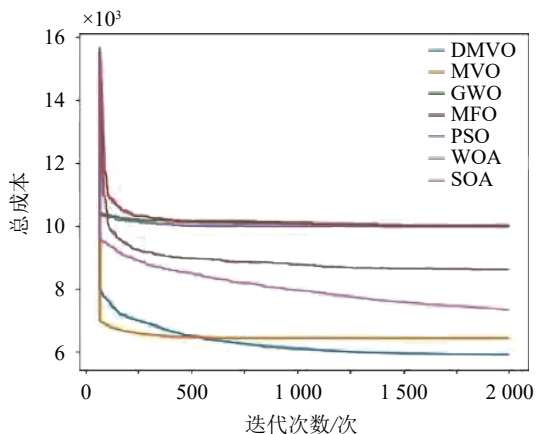


图 2 C101 总成本迭代图

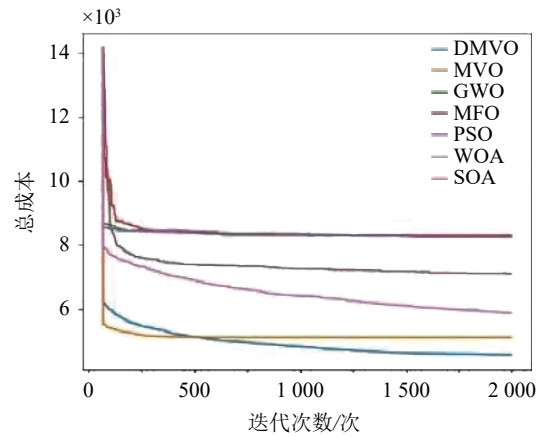


图 3 C102 总成本迭代图

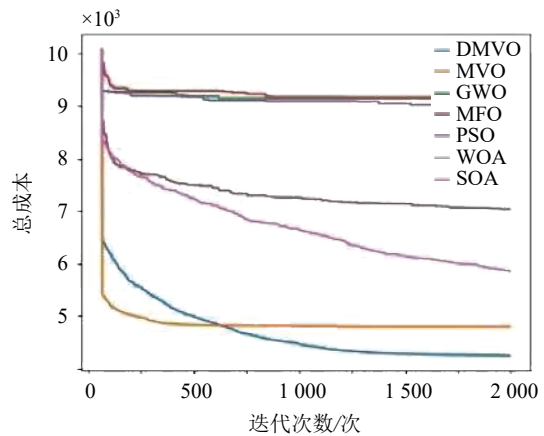


图 4 R205 总成本迭代图

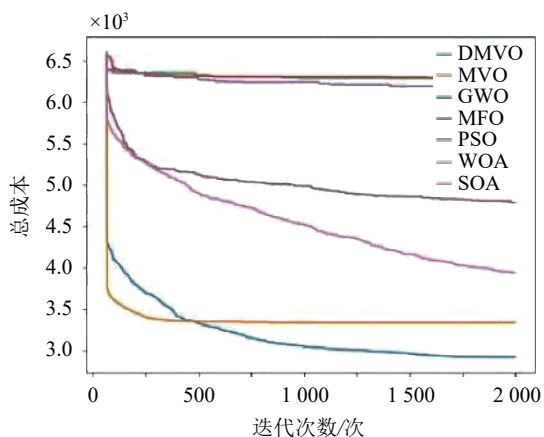


图 5 R207 总成本迭代图

DMVO 与 MVO 相比, 在迭代前期收敛速度略低。这是因为对于求解 MDVRPFTW, MVO 算法在向最优宇宙移动时, U_i 的第 j 个分量有可能变为任一分量。而改进后的 DMVO 在向最优宇宙移动时, 分量变化被限定在某个配送车的配送路径中, 相当于在最优宇宙的邻域进行搜索。在迭代前

期，随机搜索有助于 MVO 可以快速跳出局部最优，收敛较快。而改进后的 DMVO 由于前期的最优宇宙的适应度不高，在其邻域难以搜索到更优解，导致收敛较慢。但随着迭代进行，最优宇宙的适应度逐渐提高，最优宇宙邻域搜索的优势逐渐大于随机搜索，所以改进后的 DMVO 具有更强的寻优能力。

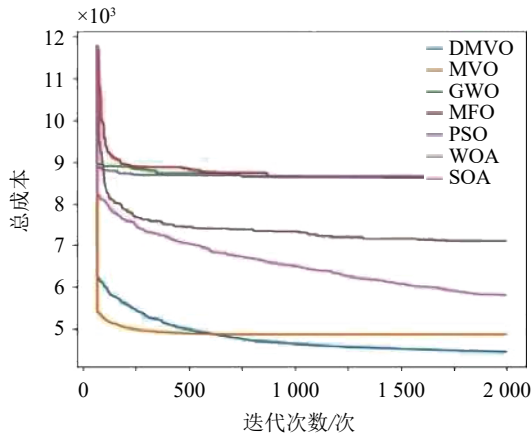


图 6 RC202 总成本迭代图

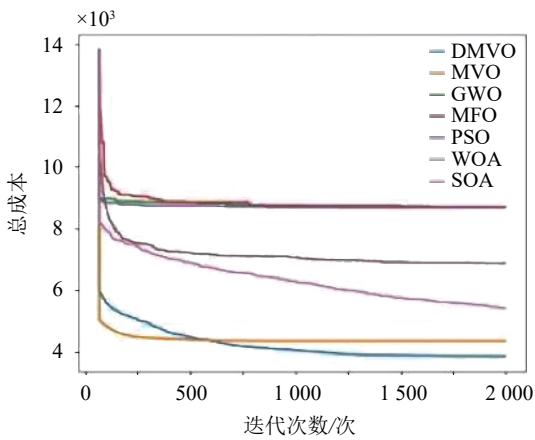


图 7 RC208 总成本迭代图

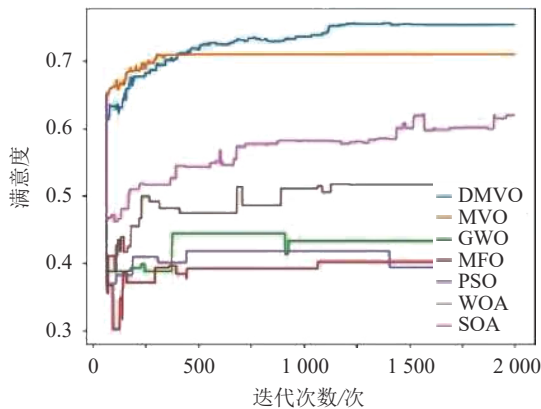


图 8 C101 满意度迭代图

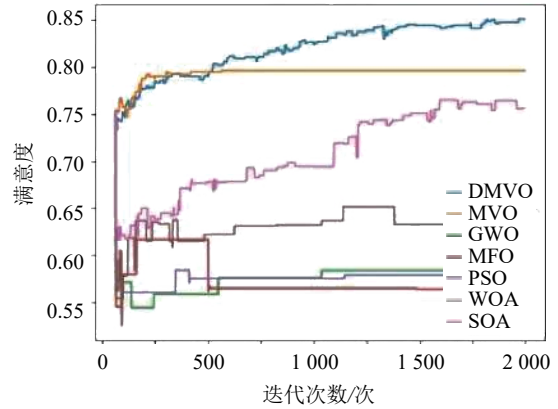


图 9 C102 满意度迭代图

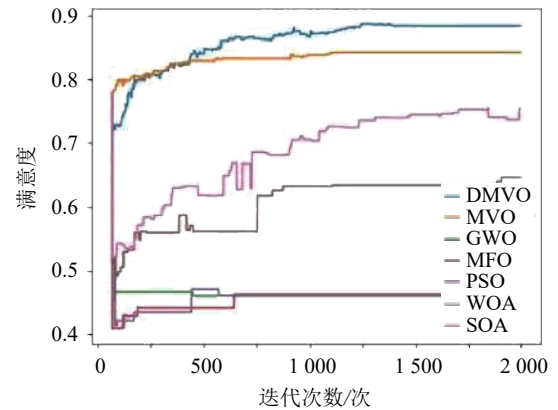


图 10 R205 满意度迭代图

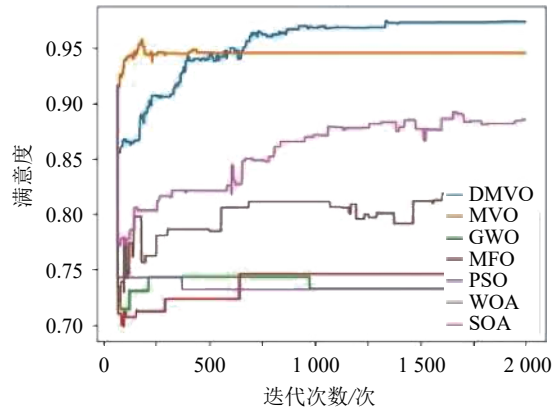


图 11 R207 满意度迭代图

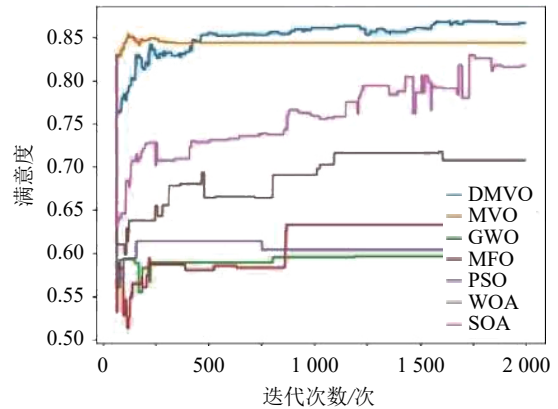


图 12 RC202 满意度迭代图

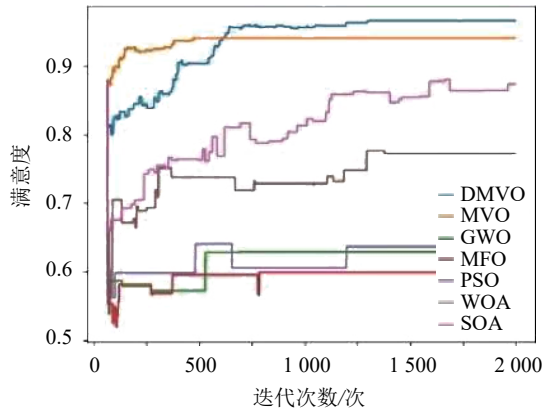


图 13 RC208 满意度迭代图

为了确定不同配送中心数目和客户节点数对各个算法的影响, 将 Solomon 数据集进一步扩展, 生成了一组新数据集。新数据集的配送中心数目和客户节点数分别为 (3, 50)、(3, 80)、(3, 200)、(1, 100)、(5, 100)、(10, 100)。以 C101, C201, R201, R202, RC208 为例, 各算法在新数据集上的对比结果如下。

通过表 2 和表 3 可以看出, 在不同配送中心数目和不同客户节点数目的情况下, 改进后的离散多元宇宙算法的寻优能力都优于标准 MVO、PSO、SOA、WOA、GWO 和 MFO 等算法, 证明了 DMVO 在求解 MDVRPFTW 问题时具有很好的鲁棒性。

表 2 不同客户点实验结果

算例	总成本(3个配送中心)							
	DMVO	MVO	PSO	SOA	WOA	GWO	MFO	
50个客户点	C101	4262	4813	7713	4998	5878	7877	7723
	C201	8200	8727	10212	8565	8988	10365	10212
	R201	3023	3085	6792	3579	4642	6815	6742
	R202	2154	2468	5571	2818	3822	5037	5299
	RC208	2221	2359	6333	2792	4009	6264	6449
80个客户点	C101	5160	5897	9512	6421	7717	9477	9608
	C201	8585	9184	11450	9360	10045	11383	11473
	R201	3831	4358	8389	5293	6565	8654	8441
	R202	3289	3819	7386	4565	5627	7414	7013
	RC208	3245	3732	7849	4559	6119	8305	8024
200个客户点	C101	10253	10477	61255	13026	14273	61688	62803
	C201	12051	12212	58295	15031	16294	61071	67162
	R201	8810	9284	18387	11302	11866	18198	20889
	R202	8387	8788	19781	10847	11729	19713	21970
	RC208	8367	8771	29619	11658	12678	28118	30348

表 3 不同配送中心实验结果

算例	总成本(100个客户点)							
	DMVO	MVO	PSO	SOA	WOA	GWO	MFO	
1个配送中心	C101	5850	6434	15615	7219	8068	16170	15915
	C201	9488	9951	17183	10283	10848	19072	17867
	R201	4700	5364	8576	6157	6923	8425	8489
	R202	4065	4396	7326	5183	5718	7101	7506
	RC208	4002	4439	8726	5395	6299	9722	9802
5个配送中心	C101	5747	6391	10934	7539	8624	10988	11032
	C201	9250	9806	12907	10436	11200	12912	13085
	R201	4812	5197	9919	6441	7348	10134	9679
	R202	4143	4266	8464	5525	6549	8526	8394
	RC208	3772	4513	9734	5684	7017	9924	10118
10个配送中心	C101	5720	6276	10853	7980	8917	11684	11103
	C201	9338	9925	13759	10652	11360	13494	13457
	R201	4956	5247	10627	6902	7540	10354	9507
	R202	4144	6177	8857	5873	6657	8644	8324
	RC208	4002	4319	10238	6240	7273	10420	10189

4 结束语

本文在解决模糊时间窗约束下的多配送中心车辆路径问题时,以总成本最低、顾客满意度最大为多目标函数,构建出相应的模型。将连续多元宇宙进行了离散化,并改进了多元宇宙的更新策略。通过离散多元宇宙算法来求解 Solomon 数据集中部分算例,更具有参考价值。而对于车辆路径问题,仍然有很多不确定因素,接下来将继续研究多元宇宙算法在其他车辆路径问题上的应用。

参 考 文 献

- [1] 辜勇,袁源乙,张列,等.带时间窗的多中心半开放式车辆路径问题[J].*中国机械工程*,2020,31(14):1733-1740.
GU Y, YUAN Y Y, ZHANG L, et al. Multi-depot half open vehicle routing problem with time windows[J]. *China Mechanical Engineering*, 2020, 31(14): 1733-1740.
- [2] 范厚明,徐振林,李阳,等.混合遗传算法求解多中心联合配送路径问题[J].*上海交通大学学报*,2019,53(8):1000-1009.
FAN H M, XU Z L, LI Y, et al. Hybrid genetic algorithm for solving multi-depot joint distribution routing problem[J]. *Journal of Shanghai Jiaotong University*, 2019, 53(8): 1000-1009.
- [3] 杨翔.多中心开放式VRP拓展问题建模及算法研究[D].大连:大连海事大学,2019.
YANG X. Multi-depot open vrp expansion problem modeling and algorithm research[D]. Dalian: Dalian Maritime University, 2019.
- [4] 孙俊成,李丹.基于改进萤火虫算法的开放式车辆路径问题[J].*数学的实践与认识*,2018,48(4):182-190.
SUN J C, LI D. Open vehicle routing problem based on improved firefly algorithm[J]. *Mathematics in Practice and Knowledge*, 2018, 48(4): 182-190.
- [5] 朱琳.随机需求下带时间窗的多中心动态车辆路径问题研究[D].大连:大连海事大学,2017.
ZHU L. Research on multi-depot dynamic vehicle routing problem with time windows under random demand[D]. Dalian: Dalian Maritime University, 2017.
- [6] 文军.基于车辆共享的多配送中心车辆路径问题研究[J].*物流工程与管理*,2019,41(2):75-77.
WEN J. Research on multi-distribution center vehicle routing problem based on vehicle sharing[J]. *Logistics Engineering and Management*, 2019, 41(2): 75-77.
- [7] 叶勇,张惠珍.多配送中心车辆路径问题的狼群算法[J].*计算机应用研究*,2017,34(9):2590-2593.
YE Y, ZHANG H Z. Wolf pack algorithm for multi-depot vehicle routing problems[J]. *Application Research of Computers*, 2017, 34(9): 2590-2593.
- [8] 王华,蔡延光,汤雅连,等.基于VIP客户的多配送中心车辆路径问题的优化[J].*广东技术师范学院学报*,2015,36(2):55-60.
WANG H, CAI Y G, TANG Y L, et al. Optimization of multi-distribution center vehicle routing problem based on VIP customers[J]. *Journal of Guangdong Polytechnic Normal University*, 2015, 36(2): 55-60.
- [9] 高珊珊.改进遗传算法在多配送中心VRPTW中的应用[D].兰州:兰州财经大学,2015.
GAO S S. Application of improved genetic algorithm in vrptw of multiple distribution centers[D]. Lanzhou: Lanzhou University of Finance and Economics, 2015.
- [10] 孙蕊.多车场多配送中心满载车辆路径问题研究[D].沈阳:沈阳师范大学,2016.
SUN R. Research on fully loaded vehicle routing problem with multiple depots and multiple distribution centers[D]. Shenyang: Shenyang Normal University, 2016.
- [11] MIRJALILI S, MIRJALILI S M, HATAMLOU A. Multi-verse optimizer: A nature-inspired algorithm for global optimization[J]. *Neural Computing & Applications*, 2016, 27(2): 495-513.
- [12] 程凯.考虑碳排放的带模糊时间窗约束的冷链配送路径优化研究[D].杭州:浙江工业大学,2017.
CHENG K. Research on cold chain distribution route optimization with fuzzy time window constraints considering carbon emissions[D]. Hangzhou: Zhejiang University of Technology, 2017.
- [13] 闫芳,王媛媛.多模糊时间窗车辆路径问题的建模及求解[J].*交通运输系统工程与信息*,2016,16(6):182-188.
YAN F, WANG Y Y. Modeling and solving the vehicle routing problem with multiple fuzzy time windows[J]. *Transportation System Engineering and Information*, 2016, 16(6): 182-188.
- [14] 刘京昕.多元宇宙优化算法的改进及应用[D].南宁:广西民族大学,2019.
LIU J X. Improvement and application of multiverse optimization algorithm[D]. Nanning: Guangxi University for Nationalities, 2019.
- [15] QI Y, HOU Z, LI H, et al. A decomposition based memetic algorithm for multi-objective vehicle routing problem with time windows[J]. *Computers and Operations Research*, 2015, 62(C): 61-77.
- [16] MIRJALILI S, LEWIS A. The whale optimization algorithm[J]. *Advance in Engineering Software*, 2016, 95: 51-67.
- [17] DHIMAN G, KUMAR V. Seagull optimization algorithm: Theory and its applications for large-scale industrial engineering problems[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2019, 165(1): 169-196.
- [18] YANG X S. A new metaheuristic bat-inspired algorithm[J]. *Computer Knowledge & Technology*, 2010, 284: 65-74.
- [19] 金嘉毅.改进的飞蛾扑火算法研究[D].阜新:辽宁工程技术大学,2019.
JIN J Y. Research on improved moth suppression algorithm[D]. Fuxin: Liaoning Technical University, 2019.
- [20] 王习涛.一种优化局部搜索能力的灰狼算法[J].*计算机时代*,2020,12(3):53-55.
WANG X T. A gray wolf algorithm with optimized local search ability[J]. *Computer Times*, 2020, 12(3): 53-55.