

8-15-2024

Hybrid Evolutionary Multi-objective Optimization Algorithm for Vehicle Routing Problem with Simultaneous Delivery and Pickup

Wenqiang Zhang

Henan University of Technology, Zhengzhou 450001, China

Xiaomeng Wang

Henan University of Technology, Zhengzhou 450001, China

Xiaoxiao Zhang

Henan University of Technology, Zhengzhou 450001, China

Guohui Zhang

Zhengzhou University of Aeronautics, Zhengzhou 450001, China

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation. For more information, please contact xtfzxb@126.com.

Hybrid Evolutionary Multi-objective Optimization Algorithm for Vehicle Routing Problem with Simultaneous Delivery and Pickup

Abstract

Abstract: In order to provide reasonable and effective decision support for logistics enterprises in vehicle distribution route planning, a hybrid evolutionary multi-objective optimization algorithm combining a multi-region mixed-sampling strategy for global search and a local search based on individual route sequence differences is proposed for the problem. A reasonable mathematical model is constructed and the global search strategy is used to make the population individuals to converge quickly to the Pareto front from multiple directions, and the local search strategy is employed to guide the poorly performing individuals in the population to evolve towards the direction of better performing individuals, thus improving both individuals quality and local search capability of the algorithm. By conducting a series of experiments on a standard benchmark of vehicle routing problem with simultaneous delivery and pickup and time windows (VRPSDPTW), and experimental results show that the proposed method significantly improves the convergence performance and produces solutions with good distribution.

Keywords

simultaneous delivery and pickup, time windows, hybrid evolutionary algorithm, multiregion sampling strategy, multi-objective optimization

Recommended Citation

Zhang Wenqiang, Wang Xiaomeng, Zhang Xiaoxiao, et al. Hybrid Evolutionary Multi-objective Optimization Algorithm for Vehicle Routing Problem with Simultaneous Delivery and Pickup[J]. Journal of System Simulation, 2024, 36(8): 1914-1928.

集配一体化车辆路径规划的混合进化多目标优化

张闻强¹, 王晓萌¹, 张晓晓¹, 张国辉²

(1. 河南工业大学, 河南 郑州 450001; 2. 郑州航空工业管理学院, 河南 郑州 450001)

摘要: 为了给各物流企业在车辆配送路径规划方面提供合理有效的决策支持, 提出了一种多区域混合采样策略的全局搜索和基于个体间路线序列差异局部搜索相结合的混合进化多目标优化算法。对问题进行合理的数学模型构建, 利用全局搜索策略使得种群个体从多个方向快速收敛至Pareto前沿面, 并使用局部搜索策略来引导种群中表现差的个体朝着表现好的个体的方向进化, 从而提高了个体的质量和算法的局部搜索能力。所提算法在集配一体化车辆路径问题的标准测试数据集上进行了一系列的实验, 结果表明所提方法在收敛性上明显提升, 同时搜索到的解具有良好的分布性能。

关键词: 集配一体化; 时间窗; 混合进化算法; 多区域采样策略; 多目标优化

中图分类号: U492.22; TP391 文献标志码: A 文章编号: 1004-731X(2024)08-1914-15

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.23-0834

引用格式: 张闻强, 王晓萌, 张晓晓, 等. 集配一体化车辆路径规划的混合进化多目标优化[J]. 系统仿真学报, 2024, 36(8): 1914-1928.

Reference format: Zhang Wenqiang, Wang Xiaomeng, Zhang Xiaoxiao, et al. Hybrid Evolutionary Multi-objective Optimization Algorithm for Vehicle Routing Problem with Simultaneous Delivery and Pickup[J]. Journal of System Simulation, 2024, 36(8): 1914-1928.

Hybrid Evolutionary Multi-objective Optimization Algorithm for Vehicle Routing Problem with Simultaneous Delivery and Pickup

Zhang Wenqiang¹, Wang Xiaomeng¹, Zhang Xiaoxiao¹, Zhang Guohui²

(1. Henan University of Technology, Zhengzhou 450001, China; 2. Zhengzhou University of Aeronautics, Zhengzhou 450001, China)

Abstract: In order to provide reasonable and effective decision support for logistics enterprises in vehicle distribution route planning, a hybrid evolutionary multi-objective optimization algorithm combining a multi-region mixed-sampling strategy for global search and a local search based on individual route sequence differences is proposed for the problem. A reasonable mathematical model is constructed and the global search strategy is used to make the population individuals to converge quickly to the Pareto front from multiple directions, and the local search strategy is employed to guide the poorly performing individuals in the population to evolve towards the direction of better performing individuals, thus improving both individuals quality and local search capability of the algorithm. By conducting a series of experiments on a standard benchmark of vehicle routing problem with simultaneous delivery and pickup and time windows (VRPSDPTW), and experimental results show that the proposed method significantly improves the convergence performance and produces solutions with good distribution.

Keywords: simultaneous delivery and pickup; time windows; hybrid evolutionary algorithm; multi-region sampling strategy; multi-objective optimization

收稿日期: 2023-07-04 修回日期: 2023-08-30

基金项目: 国家自然科学基金联合基金(U1904167); 河南省重点研发与推广专项(科技攻关)(232102211049); 郑州市科技局自然科学项目协同创新专项(21ZZXTCX19)

第一作者: 张闻强(1975-), 男, 副教授, 博士, 研究方向为进化计算、强化学习、多目标优化。

0 引言

车辆路径规划问题 VRP(vehicle routing problem)是现代化物流体系中的核心问题,其目的是确定车辆路径,高效运输货物到目的地。随着物流业务的不断发展和客户需求的不断变化,单一的车辆路径规划已经不能满足现代物流的需求。集配一体化车辆路径问题不仅需要考虑货物从配送中心到客户的运输路径,而且还应考虑客户的集货需求和逆向物流的回收需求,而带时间窗的集配一体化车辆路径问题在该问题的基础上还考虑了集配货任务的时间窗口限制,因此,更符合实际的生产生活需要^[1]。

在实际的物流配送过程中,集货和配货需求经常同时存在,因此,需要同时考虑集货和配货的问题,这种VRP问题被称为集配一体化车辆路径问题(vehicle routing problem with simultaneous delivery and pickup and time windows, VRPSDPTW)。随着VRPSDPTW问题规模的不断扩大、约束条件的日益复杂,以及优化目标的多元化,问题求解的难度持续增加。针对VRPSDPTW问题的解决方法包括传统方法、精确算法和启发式算法等^[2-4]。然而,由于该问题的复杂度过高,使用传统方法和精确算法解决问题难以获得令人满意的解决方案^[5]。相比之下,启发式算法能够在较短时间内获得较优解,但无法保证全局最优解。混合进化算法能够综合各自的优点,提高算法的求解效率和质量,因此,混合进化算法在解决VRPSDPTW问题上具有广泛的应用前景。采用新型的混合进化算法,有助于更好地应对实际应用场景,并具有非常重要的现实意义。

不同于VRPTW和VRPSDP,VRPSDPTW仍处于初期的研究阶段,目前的解决方法还较少。VRPSDPTW被Enrico等^[6]在2002年提出,他们使用分支定界法精确求解该模型,并对具有时间窗口的VRP的已知基准实例进行了适当修改,但由于精确算法的局限性,实验的客户点也很受限制,

NP-hard问题复杂性也会阻碍在可接受的时间内实现大规模实例的精确求解。因此,在解决现实生活中大型VRPSDPTW问题时,启发式和元启发式方法被广泛采用^[7]。

范厚明等^[8]提出了一种基于粒子群算法的启发式算法,分两阶段来解决该问题,第一阶段是预处理阶段,通过最近邻启发式规则构建初始种群;第二阶段是粒子群优化阶段,利用改进的粒子群算法优化得到较优解。袁晓建等^[9]研究了VRPSDPTW,并提出一种新的改进量子算法。王超等^[10]在标准布谷鸟算法的基础上,提出一种离散布谷鸟算法,该算法使用路径内搜索2-opt法和路径间搜索法改进更新并产生新的巢穴,同时使用了回溯搜索^[11]对该问题进行求解,构造了合适的初始种群,不仅考虑了路径间的搜索,还运用了路径内的搜索来更新当前局部最优解。

每个算法都有其独特的优点和限制,因此许多研究人员将多种不同的方法进行优势互补形成混合算法,去解决VRPSDPTW问题^[12]。蔡药迪^[13]将粒子群嵌入到遗传算法中,形成了改进的遗传算法,通过遗传和粒子群算法的协同作用,提高了算法的搜索性能,实验表明改进的算法避免了种群早熟现象。Fatma等^[14]利用一个经典的启发式算法来生成初始解,并使用粒子群算法进行进一步优化,在每次迭代中,根据当前的适应度值和历史最优解来更新粒子的位置以及速度,由此在搜索过程中平衡全局。Mst等^[15]提出了一种混合遗传算法,通过扫描算法、面向时间的启发式算法和交换启发式算法三种算法结合去生成初始解。

针对单配送中心的VRPSDPTW,以最小化车辆总距离为目标函数,李珺等^[16]使用模拟退火算法^[17]进行全局搜索,并使用自适应大邻域搜索进行局部搜索,以优化解的质量。李珺用模拟退火算法优化初始解,并根据搜索历史信息 and 当前搜索状态调整邻域搜索策略,进一步提高搜索效率和精度。除了以上的单目标VRPSDPTW,现实生活中需要同时考虑多个目标的情况很常见,且多

目标问题具有更高的复杂性^[18]。

李亚龙^[19]基于改进狼群算法求解VRPSDPTW，通过引入一些改进策略，如动态调整搜索空间、狼群划分等方法来提高算法性能和效率，结果表明，改进后的算法能够更有效地解决该问题。Cai等^[20]采用了改进的NSGA-II算法，针对配送成本和能源消耗两个目标解决VRPSDPTW问题。该算法针对传统NSGA-II算法的不足，融入贪婪算法以及随即规则对算法改进，并通过仿真实验验证了该算法的有效性。

结合研究现状可以发现，对于VRPSDPTW的研究仍处于起步阶段，尤其针对多目标VRPSDPTW问题的研究更是少之又少。针对传统优化算法存在的缺陷，以及问题规模的增加、约束条件的复杂性，本文针对单一车型情况下的VRPSDPTW问题，采用多区域采样策略的混合进化多目标优化算法(hybrid evolutionary multi-objective optimization algorithm based on multi-region sampling strategy, HEMO-MRSS)，对减少车辆数量以及运输过程中产生的非必要的时间两个目标进行优化。根据问题的多个约束条件，建立数学模型；将基于多区域的混合采样策略(MRSS)作为全局搜索策略，并结合基于个体间路线序列差异的差分进化(route sequence difference-based differential evolution, RSDE)的局部搜索策略，对VRPSDPTW进行求解，并提出插入搜索方式(insert as much as possible, IMP)的本地搜索方式，从而有效减少车辆数量这一目标；在标准数据集上进行实验，与其他算法进行对比分析，验证HEMO-MRSS算法的有效性。

1 数学模型

1.1 问题描述

VRPSDPTW问题的主要特点可以描述为车辆要在满足客户时间窗且不超过载重、时间、路程等限制的前提下，从配送中心出发为客户提供取货和

集货服务并返回配送中心的过程^[21]。图1为问题的示意图，每一个被服务的客户同时存在集货和配货的约束条件，车队运输需要在车辆容量内同时满足客户集货 p 和配货 d 这两个需求。如图1右边的路径所示，三个客户的集配量为11，未超过车辆的载重12。车辆从配送中心出发，先服务集货量为3、配货量为5的客户后车辆载重为10，接着服务集货量为6、配货量为4的客户，此时车辆载重为12，未超过车辆的最大载重。最后服务集货量为2、配货量为3的客户。整个运输过程车辆载重未超过容量同时也满足客户的两个需求。本文在尽可能减少车辆数的同时，尽量降低由于车辆提前抵达客户点而产生的非必要的时间浪费作为问题的目标。

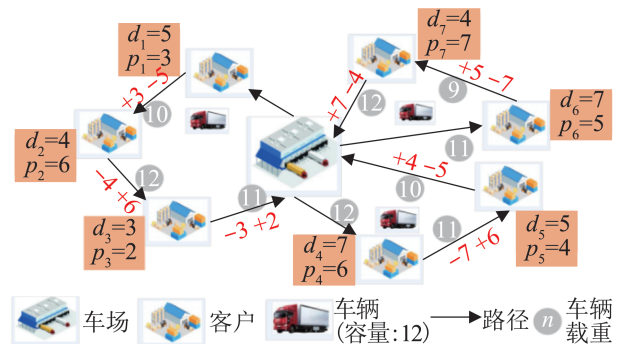


图1 带时间窗的集配一体化车辆路径问题示意图

Fig. 1 Problem diagram of VRPSDPTW

该问题通常有如下假设：

- (1) 仅有一个配送中心，配送车辆从配送中心出发并最终返回；
- (2) 配送车辆型号一致，最大载重限制已知且相同；
- (3) 每个客户点的货物总质量均不能超过车辆的载荷；
- (4) 车辆的运输速度均是匀速；
- (5) 车辆在客户点配送时，先卸货再取货，且客户点的集配货需求只能由同一辆车服务；
- (6) 客户点的集货量和配货量、具体位置信息均已知；
- (7) 客户的集货和配货服务需要同时被满足；

(8) 客户的时间窗属于硬时间窗, 即不允许车辆迟到但可以提前等待;

(9) 优化的首要目标是尽可能减少配送所需车辆数, 第二目标是最小化车辆提前到达造成的等待时间。

1.2 数学模型

根据上述问题描述和假设, 为便于建立 VRPSDPTW 的数学模型, 以下是参数和变量的说明。

1.2.1 参数说明

n : 客户数量;

K : 车辆数量;

$V = \{1, 2, \dots, K\}$: 运输车辆集合;

$N = \{0, 1, \dots, n\}$: 节点集合, 0 代表配送中心, 其余节点表示需要接受服务的客户点;

$C = \{1, 2, \dots, n\}$: 客户点集合;

$R = \{r_1, r_2, \dots, r_k\}$: 一个 VRPSDPTW 问题实例可以寻找到 k 条路径的集合;

$r_k = (c(1, k), \dots, c(N_k, k))$: 第 k 条子路径上 N_k 个客户的编号;

$c(i, k)$: 第 k 条路径上第 i 个被访问的客户;

(x_0, y_0) : 配送中心 0 的坐标位置;

(x_i, y_i) : 每一个客户 $i \in C$ 的坐标位置;

d_{ij} : 节点 i 和 j 之间的欧氏距离, $i, j \in N, i \neq j$;

t_{ij} : 从节点 i 到 j 的行驶时间, $i, j \in N, i \neq j$;

d_j : 客户点 i 的送货需求量, $i, j \in C$;

p_i : 客户点 i 的取货需求量, $i, j \in C$;

Q : 车辆 k 的最大载重;

$q(i, k)$: 车辆 k 在服务节点 i 后的载重;

$l_{k,i,j}$: 车辆 k 在服务完客户节点 i 后, 访问客户节点 j 前的负载量;

$s_{k,i}$: 车辆 k 在客户点 i 的服务时间, $i \in N$, 其中 $s_{0,k} = 0$;

$[E_i, L_i]$: 客户点 i 的配送时间窗, E_i 表示配送车辆服务客户点 i 可以最早到达的时间, L_i 表示配

送车辆服务客户点 i 的最晚到达时间点, $i \in C$;

$a(c(i, k))$: 车辆 k 抵达节点 i 的时间, $i \in N$;

$l(c(i, k))$: 车辆 k 离开节点 i 的时间, $i \in N$;

$w(c(i, k))$: 车辆 k 早于规定时间抵达所造成的时间浪费;

1.2.2 决策变量

$x_{k,i,j}$: $x_{k,i,j} = 1$ 表示车辆 k 经过了客户点 i 和客户点 j 之间的弧, 否则 $x_{k,i,j} = 0$ 。其中, $k \in V, i, j \in N, i \neq j$ 。

1.2.3 模型和约束

根据上述参数和变量, 本文以最小化车辆数和等待时间为优化目标, 目标函数和约束条件具体如下。

最小化车辆数量为

$$\min(f_1) = K \quad (1)$$

最小化车辆由于提前抵达造成的等待时间为

$$\min(f_2) = \sum_{k=1}^K \sum_{i=0}^{N_k} w(c(i+1, k)) \quad (2)$$

$$w(c(i+1, k)) = \begin{cases} 0, & a(c(i, k)) \geq E_{c(i, k)} \\ E_{c(i, k)} - a(c(i, k)), & \text{otherwise} \end{cases}$$

车辆的起点和终点都必须是配送中心:

$$\sum_{i \in C} x_{k,0,i} = \sum_{i \in C} x_{k,i,0} = 1, \quad \forall k \in K \quad (3)$$

一位客户只能接受一辆车仅一次服务, 不得使用其他车辆的服务:

$$\sum_{k=1}^K \sum_{i=0}^n x_{k,i,j} = 1, \quad j = 0, 1, \dots, n \quad (4)$$

车辆在行驶路途中的负载必须低于其最大承载能力:

$$l_{k,i,j} \leq Q x_{k,i,j}, \quad \forall i, j \in C, k \in V \quad (5)$$

确保每辆车在当前配送路线中的送货需求量总和、集货需求量总和均不超过车容量 Q :

$$0 \leq \sum_{i=1}^C \sum_{j=0}^C d_j x_{k,i,j} \leq Q, \quad \forall k = 1, 2, \dots, K \quad (6)$$

$$0 \leq \sum_{i=1}^C \sum_{j=0}^C p_j x_{k,i,j} \leq Q, \quad \forall k = 1, 2, \dots, K \quad (7)$$

车辆 k 离开客户节点 j 时的载重等于服务完客户节点 i 后, 访问客户节点 j 前的负载量加上节点 i

的集货量再减去客户 i 的配货量:

$$l_{k,j(j+1)} = l_{k,i,j} + p_j - d_j, \forall i, j \in C, k \in V, i \neq j \quad (8)$$

规定车辆出发时携带的货物质量等于递送货物的总质量:

$$\sum_{i=1}^n y_{k,0,i} = \sum_{i=0}^n \sum_{j=1}^n d_i x_{k,i,j}, \forall i, j \in C, k \in V, i \neq j \quad (9)$$

规定车辆返回配送中心时携带的货物质量等于取货的总质量:

$$\sum_{i=1}^n y_{k,0,i} = \sum_{i=0}^n \sum_{j=1}^n p_i x_{k,i,j}, \forall i, j \in C, k \in V, i \neq j \quad (10)$$

装载平衡:

$$\sum_{i \in N} l_{k,i,j} + (p_i - p_d) \sum_{i \in N} l_{k,i,j} = \sum_{i \in N} l_{k,i,j}, \forall i, j \in C, k \in V \quad (11)$$

车辆必须在客户规定的时间窗内到达客户的位置, 否则服务将不被接受:

$$a(c(i, k)) \leq L_{c(i, k)}, \forall k = 1, 2, \dots, K, 1 \leq i \leq N_k \quad (12)$$

车辆 k 抵达客户点 i 的时间, 即上一个节点的离开时间加上上一个客户到当前客户的路上花费的时间:

$$a(c(i, k)) = l(c(i-1, k)) + t_{c(i-1, k), c(i, k)} \quad (13)$$

车辆 k 在完成对第 i 个客户的服务后离开的时间, 即到达 i 客户点的时间加上因提早抵达造成的等待时间以及服务时间:

$$l(c(i, k)) = a(c(i, k)) + w(c(i, k)) + s_{c(i, k)} \quad (14)$$

车辆由于提早抵达造成的等待时间, 如果车辆到达客户位置的时间早于时间窗口的最早时间, 则需要等待一段时间, 以满足时间窗口的限制; 如果晚于客户时间窗口的最早时间且在时间窗口范围, 则不需要等待直接开始服务, 结果为0:

$$w(c(i+1, k)) = \begin{cases} 0, & a(c(i, k)) \geq E_{c(i, k)} \\ E_{c(i, k)} - a(c(i, k)), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (15)$$

2 混合算法

本文使用混合进化优化算法 HEMO-MRSS 解决多目标带时间窗的集配一体化问题, 提出了多区域采样策略和基于个体间序列差异的差分进化

策略 RSDE, 以全局和局部相结合的方式优化求解目标。多区域采样全局搜索策略引导种群向 Pareto 前沿面的中心和边缘区域靠近, RSDE 局部搜索策略通过调整表现差的个体朝向优秀的方向, 提高收敛精度和速度。HEMO-MRSS 算法的整体框架如图2所示。

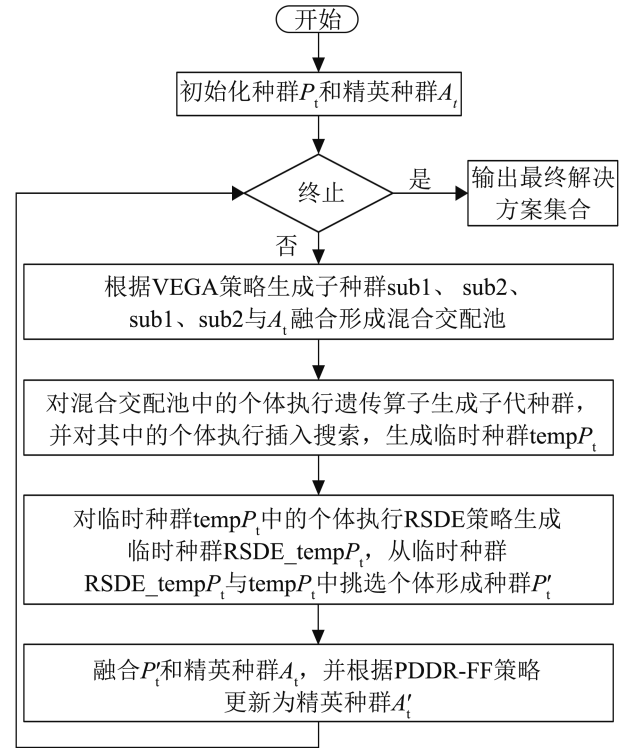


图2 算法框架

Fig. 2 Algorithm framework

2.1 编解码方式

编码方式: 算法采用排序编码, 如图3所示, 染色体每个基因位对应一个客户的编号, 一条染色体代表一个实例解。

解码方式: 解码从染色体的第一个基因位开始, 逐一遍历每个基因位, 直到遍历到最后一个基因位时结束。在此过程中, 当超过条件限制(时间窗口、载重量)时对染色体进行分割, 将染色体划分为多个子路径, 每个子路径分别指派一辆车对其服务, 最后在每条子路径的起始位置添加配送中心节点0。具体的解码过程如图3所示, 客户

点的集配货数据如表1所示。

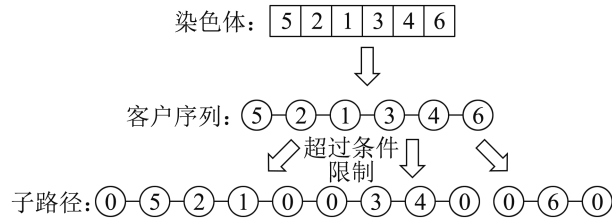


图3 染色体编解码方式

Fig. 3 Encoding and decoding methods

表1 客户集配货实例

Table 1 Customer set distribution instances

客户节点	配货量 d	集货量 p
1	20	10
2	40	10
3	20	20
4	5	12
5	30	10
6	3	70

2.2 全局搜索策略 MRSS

基于多区域的混合采样策略 MRSS 作为本文算法的全局搜索策略。多区域混合采样策略的思想起源于小生境技术，将个体划分为若干类，根据算法搜索侧重点选出适应度较大的个体组成多个子群。子群间共同作用，维护解的多样性，同时提高全局搜索能力和优化速度。MRSS 策略根据问题的目标划分出三个区域的子种群，并通过中心区域精英采样和边缘区域采样两部分策略从三个方向更新，从而促使种群快速收敛至 Pareto 前沿面。

在中心区域精英采样策略中，算法使用 PDDR-FF 函数^[22]识别非支配个体和计算个体的支配面积，从而筛选出优秀的个体。计算个体的 PDDR-FF 函数值的公式为

$$\text{eval}(x) = q(x) + \frac{1}{p(x)} \quad x = 1, 2, \dots, n \quad (16)$$

式中： $q(x)$ 表示可以支配个体 x 的数量； $p(x)$ 表示可以被个体 x 支配的数量。从式(16)可以看出，如果个体属于非支配个体，其适应度值将不会超过 1。被其他个体支配的个体的适应值将超过 1。评

估值越小，代表可以被个体 x 支配的数量越多，所以 $\text{eval}(x)$ 越小越好。

边缘区域采样策略获取目标 1 和目标 2 的优秀个体，分别组成 sub1 和 sub2 种群，降低目标维度，解决 Pareto 中心区域内个体分布不均的问题。PDDR-FF 中心区域精英采样策略和 VEGA 边缘区域采样策略结合使用，引导种群向 Pareto 前沿面中心区域和边缘区域的方向进行搜索，进而提高算法的收敛性和分布性。多区域混合采样策略示意图如图 4 所示。

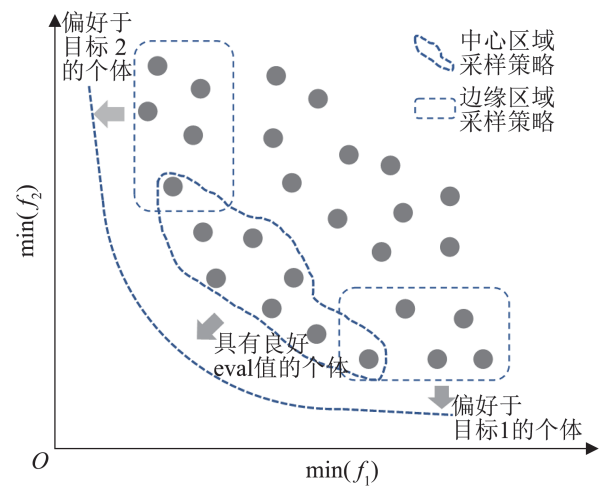


图4 多区域混合采样

Fig. 4 Multi-region mixed sampling

2.3 局部搜索策略 RSDE

HEMO-MRSS 算法的局部搜索策略是基于个体自身序列差异进化的差分搜索。它在算法迭代期间对多区域混合采样策略生成的种群进行额外搜索操作，旨在加强个体对周围区域的搜索能力，提升算法性能。该策略借鉴了差分进化算法的思想，通过差异操作得到两个体间的差异，再通过信息交换与共享，求解出两个体间的路线差异序列，从而引导表现不佳的个体向表现好的方向进化，提高解集的质量。该局部搜索策略的主要过程如下。

步骤 1: 随机从全局搜索生成的种群中抽取个体 S_1 ，另外随机抽取个体 S_2 ；

步骤 2: 比较两个体的适应度函数值, 使得 $eval(S_1) < eval(S_2)$ 或者 $eval(S_1) > eval(S_2)$, 否则重新抽取个体 S_2 ;

步骤 3: 获取个体间的交换序列差异并按照一定的截取比例将其作用在两个个体中表现差的一方。

局部搜索示例图如图 5 所示, 可将上述过程近似表示为

$$S'_1 = S_1 + F(S_2 - S_1) \quad (17)$$

式中: S'_1 代表经过 RSDE 策略后得到的新个体; F 为差异的截取比例。从图 5 可以看出, S_1 个体在两个目标上的表现不如 S_2 个体, 即 S_2 个体支配 S_1 个体, 因此, 将两个个体间的路线序列差异 $S_2 - S_1$ 作用到表现差的个体 S_1 上, 引导 S_1 向表现好的个体 S_2 方向进化。具体的操作如图 6 所示。

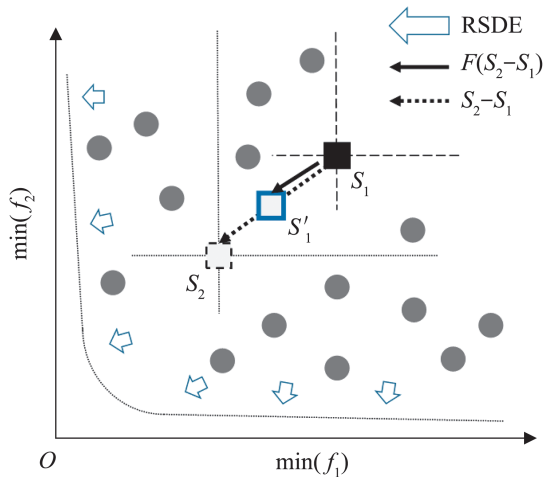
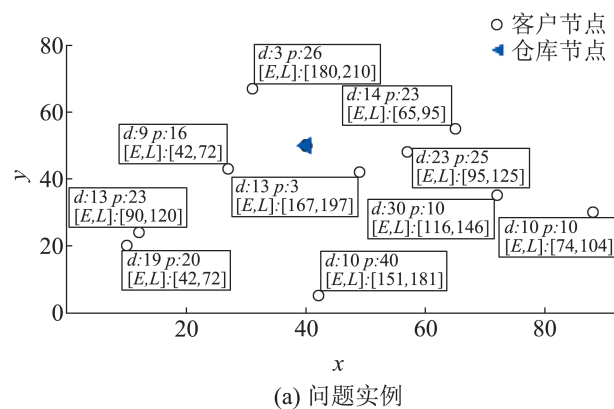
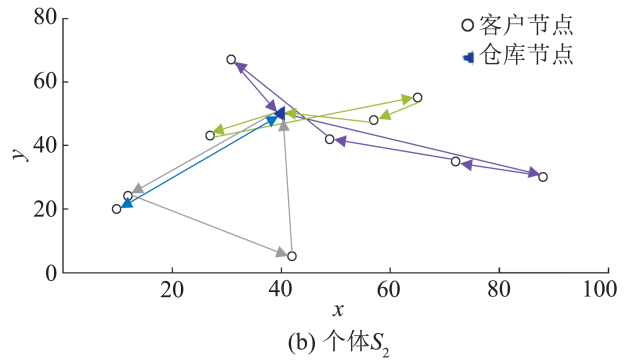


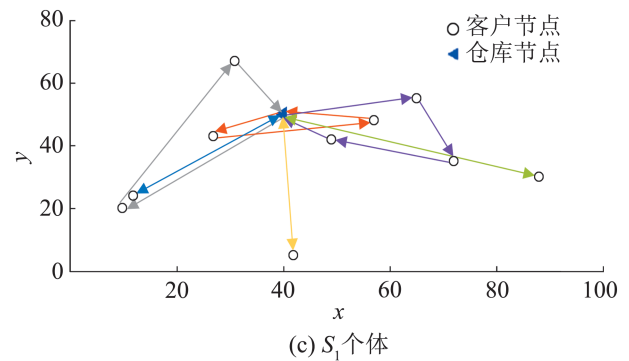
图 5 RSDE 局部搜索
Fig. 5 RSDE Local search



(a) 问题实例



(b) 个体 S_2



(c) S_1 个体

图 6 节点信息以及个体信息
Fig. 6 Data and individual information

个体 S_2 与个体 S_1 之间路线序列差异计算方法如图 7 所示。从 S_2 的第一个基因位开始, 对比 S_1 的第一个基因位, 若不同则在 S_1 序列中查找与参考位置内容相同的基因位, 记录差异节点位置, 进行基因交换。最终得到两组染色体的路线交换序列。如表 2 所示, S_1 的交换序列最大长度为 8, 根据一定的截取比例 F 截取一定长度的交换序列作用于个体 S_1 中, 得到 S'_1 。对生成的新个体过行评估, 若评估结果更优, 则接受新个体; 否则保留旧个体。

通过此方法进行优化后, 生成的新种群可以更好地收敛至 Pareto 前沿面。如图 8 所示, 个体 S_1 和 S_3 在进行局部搜索优化后向 Pareto 前沿面靠近。个体 S'_1 在经过解码操作后得到的路径如图 9 所示。

3 IMP 插入搜索

在集配一体化车辆路径问题中, 减少车辆数是最关键的目标之一。无论是单目标问题还是多目标问题或者是各种车辆路径的变体问题, 都需

要考虑减少车辆数。尽管时间成本也是需要考虑的一个重要因素, 但当等待时间的成本小于重新派一辆车的成本时, 人们更倾向于多等一些时间而不是重新派一辆车。因此, 算法采用能载则载的IMP方式来减少所需的车辆数量。IMP的思想是尽可能多的服务客户, 将下一个需要被服务的客户插入到前面的路线而不影响后续的客户, 达到通过改变客户服务顺序而减少车辆使用的目的。图10展示了IMP的主要操作示例, 伪代码如算法1所示。

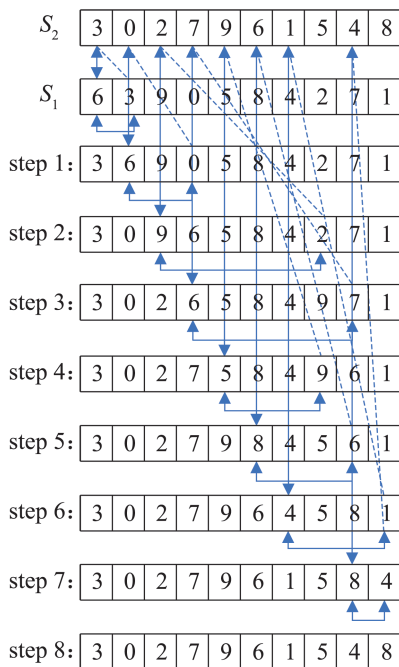


图7 路线序列差异操作

Fig. 7 Difference operation of route sequence

表2 序列差异

Table 2 Sequence differences

步数	路线交换序列
1	(0,1)
2	(0,1) (1,3)
3	(0,5) (1,3) (2,7)
4	(0,5) (1,3) (2,7) (3,8)
5	(0,5) (1,3) (2,7) (3,8) (4,7)
6	(0,5) (1,3) (2,7) (3,8) (4,7) (5,8)
7	(0,5) (1,3) (2,7) (3,8) (4,7) (5,8) (6,9)
8	(0,5) (1,3) (2,7) (3,8) (4,7) (5,8) (6,9) (8,9)

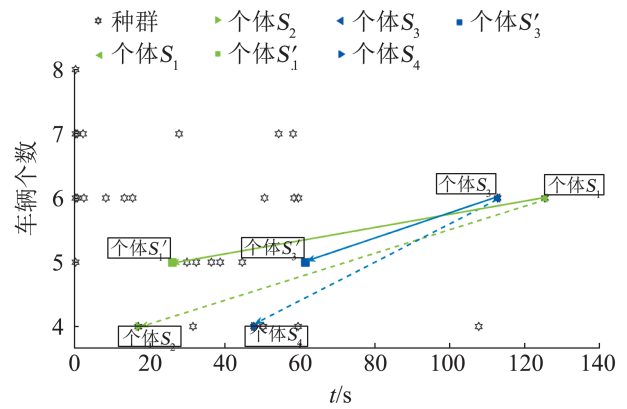


图8 个体的进化过程

Fig. 8 Evolutionary process of an individual

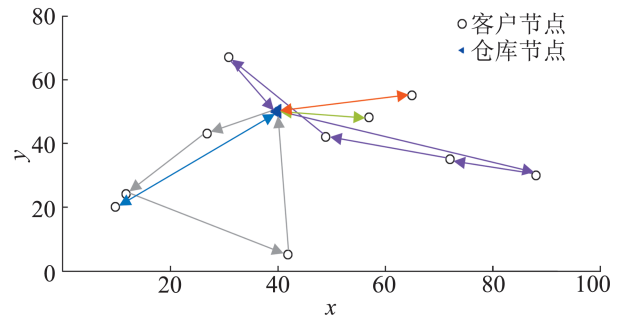


图9 个体S'1路径示意图

Fig. 9 Path diagram of individual S'1

算法1 IMP插入搜索

输入: 节点坐标 (x, y) , 配货量 d , 集货量 p , 时间窗口 $[E, L]$, 服务时间 s , 距离 $d(i, j) = \text{Euclidean Distance}(i, j)$, 载重上限 $Q(\text{VehicleCapacity}_)$, 速度 $\text{VehicleVelocity} = 1$, 染色体序列 C

输出: 经过插入搜索优化后的染色体序列 C_{pro}

车辆使用数量 $n_v = 0$, 车辆初始载重 $c = 0$

抵达客户节点 t 的时间 $ac(0) = bc(0)$

离开节点 t 的时间 $lc(0) = bc(0) + sc(0)$

从节点 t 返回配送中心需要的时间 $bd_t = 0$

添加 v_0 到路径 r_0 中 //将配送中心添加到路径起始位置

添加 $C(0)$ 到路径 r_0 中 //添加染色体 C 中的第一个顶点到路径 r_0 中

for $i = 1$ to 染色体 C 的总长度 do

check = true //check 判定是否可以插入, true 为是, false 为否

```

for j=1 to 当前子路径 r 的总长度 do
  at_temp = lr(j) + d(r(j), C(i))/V
  if check = false then
    break
  if at_temp ≤ Ec(i) 同时 check = true then
    lt_temp = bC(i) + sC(i)
  else if EC(i) ≤ at_temp ≤ LC(i) 同时 check =
true then
    lt_temp = at_temp + sC(i)
  else if at_temp > LC(i) 或者 check=true then
    continue
  end if
  at_temp2 = lt_temp + d(C(i), r(j+1))/V
  if at_temp2 ≤ LC(i) then
    将节点 C(i) 插入到子路径 r 中 r(j) 和 r(j+
1) 之间
    cg = cg + tempCapacity
    lC(i) = lt_temp
    check = true
    break
  else if at_temp2 > Lc(i) then
    continue
  end if
end for
if check = true then
  continue
else if check = false then
  //如果不满足则检测能否放在此路径的
  末尾
  if C(i) 可以 then
    C(i) 放在子路径 r 末尾
  else if C(i) 不能被服务 then
    在 Cpro 记录子路径中的客户顺序, 派送
    新车辆服务
  end if
end if
end for

```

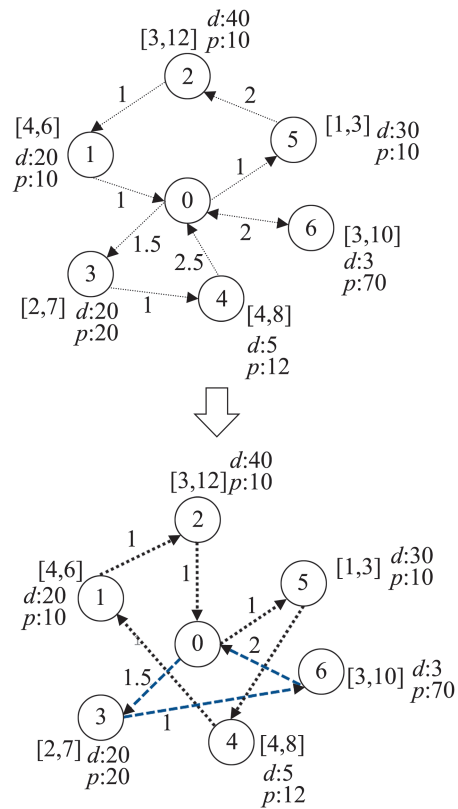


图 10 IMP 插入搜索示例
Fig. 10 Insert search example of IMP

4 实验结果分析

实验在 Windows10 系统下进行, 算法在 IDEA 软件上使用 java 编程语言实现, 软件运行环境为 64 位操作系统, 所有实验测试用例均运行在处理器 Intel(R) Core(TM) i7-7700 CPU 3.60 GHz, 16G 内存的主机上。实验使用的是来自 Wang 等^[23]于 2012 年提出的求解 VRPSDPTW 的标准测试数据集。共 56 个大规模算例, 可分为 Rdp1、Rdp2、Cdp1、Cdp2、RCdp1、RCdp2 共 6 类。图 11 展示了针对 C 类测试数据集中 cdp101 样本经过迭代进化时种群变化的过程。对算法的收敛性能以及分布性能进行评估, 并使用 Wilcoxon 秩和检验来比较所提算法与对照算法的显著性差异。

4.1 评价指标

本次实验分别使用评价指标 C(coverage)、IGD (inverted generational distance)、HV(hypervolume)。C

指标是衡量一个解集对另一个解集的支配能力的收敛性指标。IGD可以评估算法的收敛性能,但是当收敛状态相近并且解的分布更符合Pareto解的分布时IGD会更小,所以IGD还可以反映解的分布性能。HV是一种测量Pareto前沿的指标,可以度量解的多样性和分布,HV值越大,则说明解集的收敛性能表现越好。

4.2 IMP策略有效性分析

本部分通过对比带有IMP和不带IMP的HEMO-MRSS算法在减少车辆数量目标上的实验结果,验证IMP的有效性。表3中的"Mean"列数据表示基于30次实验所得到的车辆数的平均值,而"Best"列则表示当前数据集中最小的车辆数。实验结果表明,带有IMP的HEMO-MRSS算法取得的

车辆均值优于不带IMP的算法,并且在所有问题中,车辆数最少值都出现在带有IMP的数据中,表明带有IMP的HEMO-MRSS算法可以有效地减少车辆使用数量,因此将此方法添加到后续实验中。

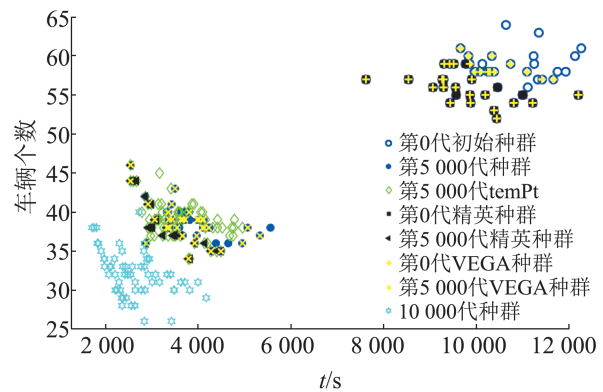


图11 种群迭代进化示例

Fig. 11 Examples of population iterative evolution

表3 带有IMP与不带有IMP的HEMO-MRSS在12个问题实例集的表现

Table 3 Performance of HEMO-MRSS with or without IMP in a set of 12 problem instances

实例集	HEMO-MRSS with IMP		HEMO-MRSS without IMP	
	Mean	Best	Mean	Best
cdp101	19.74	16	23.18	17
cdp102	19.69	15	22.22	17
cdp201	7.01	5	11.90	8
cdp202	6.61	5	10.28	7
rcdp101	35.55	28	32.12	29
rcdp102	30.82	26	28.75	26
rcdp201	9.13	8	12.37	9
rcdp202	8.49	7	11.46	9
rdp101	36.13	28	38.33	31
rdp102	33.11	27	33.09	28
rdp201	7.56	6	11.78	8
rdp202	6.85	6	9.77	7

4.3 算法对比分析

本节将所提算法HEMO-MRSS与MOHEA、NSGA-II^[24]、SPEA2^[25]、MOEA/D^[26]算法进行对比实验,种群大小设成50,最大迭代次数设成50000,具体设置的参数在表4中展示。为保持实验的可靠性,对算法进行了30次运行,计算了平均指标结果,并进行了Wilcoxon秩和检验的显著性

分析,以展示算法的结果。Wilcoxon秩和检验分析结果在H.T.列展示,其中“+”表示对比算法比本文算法显著性好,“-”表示对比算法比本文算法显著性差,“*”表示两算法差异不明显,对比实验详见表5~7。

表5展示了HV指标在不同算法中的结果,HV越大表明算法获得的解决方案所支配的范围越大,在12个测试问题中,HEMO-MRSS在8个问

题上排名第一, 4个问题上排名第二, 且从显著性分析结果看, 所提算法与MOHEA在4个问题上没有显著差异, 这意味着相比其他对比算法,

HEMO-MRSS在多数情况下获得的最终解与参考点构成的支配空间最大, 具有更好的收敛性。

表4 不同算法参数设置
Table 4 Parameter setting of algorithm

参数	HEMO-MRSS	MOHEA	NSGA-II	SPEA2	MOEA/D
种群大小	50	50	50	50	50
精英种群大小	25	25	/	50	/
子种群大小	25	25	/	/	/
交叉率	0.7	0.7	0.7	0.7	0.7
变异率	0.2	0.2	0.2	0.2	0.2
RSD-LS 截取比例	0.7	/	/	/	/

表5 不同算法在HV指标上的表现
Table 5 Performance of compared algorithms on HV index

案例集	HEMO-MRSS		MOHEA		NSGA-II		SPEA2		MOEA/D	
	Mean		Mean	H.T.	Mean	H.T.	Mean	H.T.	Mean	H.T.
cdp101	1.75×10^5		1.75×10^5	*	1.65×10^5	*	1.63×10^5	*	8.87×10^4	-
cdp102	1.27×10^5		1.26×10^5	*	1.13×10^5	*	1.20×10^5	*	7.27×10^4	-
cdp201	2.13×10^5		2.11×10^5	*	1.22×10^5	*	2.06×10^5	*	1.39×10^5	*
cdp202	1.71×10^5		1.67×10^5	*	1.19×10^5	-	1.62×10^5	*	1.26×10^5	*
rcdp101	5.02×10^3		5.28×10^3	*	4.88×10^3	*	4.80×10^3	*	3.30×10^3	-
rcdp102	4.35×10^3		4.43×10^3	*	4.01×10^3	*	4.00×10^3	-	2.87×10^3	-
rcdp201	3.21×10^4		3.03×10^4	*	2.05×10^4	-	2.93×10^4	-	2.15×10^4	*
rcdp202	2.47×10^4		2.42×10^4	*	1.71×10^4	-	2.28×10^4	-	1.68×10^4	-
rdp101	3.48×10^4		3.50×10^4	*	3.43×10^4	*	3.33×10^4	*	1.62×10^4	-
rdp102	2.10×10^4		2.20×10^4	*	2.00×10^4	*	2.06×10^4	*	9.48×10^3	-
rdp201	3.42×10^4		3.34×10^4	*	1.83×10^4	-	3.16×10^4	-	2.53×10^4	-
rdp202	3.52×10^4		3.46×10^4	*	2.46×10^4	-	3.28×10^4	*	2.69×10^4	-

表6 不同算法在IGD指标上的表现
Table 6 Performance of compared algorithms on IGD index

案例集	HEMO-MRSS		MOHEA		NSGA-II		SPEA2		MOEA/D	
	Mean		Mean	H.T.	Mean	H.T.	Mean	H.T.	Mean	H.T.
cdp101	1.06×10^{-1}		1.17×10^{-1}	*	6.51×10^{-2}	*	1.37×10^{-1}	*	3.18×10^{-1}	-
cdp102	5.11×10^{-2}		5.90×10^{-2}	*	7.66×10^{-2}	-	9.44×10^{-2}	-	3.14×10^{-1}	-
cdp201	6.04×10^{-2}		6.87×10^{-2}	*	3.49×10^{-1}	*	9.41×10^{-2}	-	3.53×10^{-1}	*
cdp202	8.11×10^{-2}		1.11×10^{-1}	-	3.03×10^{-1}	-	1.29×10^{-1}	*	2.84×10^{-1}	*
rcdp101	7.96×10^{-2}		5.93×10^{-2}	*	7.07×10^{-2}	-	9.59×10^{-2}	-	1.82×10^{-1}	*
rcdp102	6.77×10^{-2}		6.89×10^{-2}	*	8.71×10^{-2}	-	1.10×10^{-1}	*	1.82×10^{-1}	-
rcdp201	5.36×10^{-2}		1.07×10^{-1}	*	2.80×10^{-1}	*	1.31×10^{-1}	*	2.72×10^{-1}	*
rcdp202	3.65×10^{-2}		7.17×10^{-2}	-	2.26×10^{-1}	*	1.14×10^{-1}	*	2.52×10^{-1}	*
rdp101	6.97×10^{-2}		6.60×10^{-2}	*	6.64×10^{-2}	*	1.06×10^{-1}	-	3.18×10^{-1}	-
rdp102	7.92×10^{-2}		5.98×10^{-2}	*	5.60×10^{-2}	*	1.05×10^{-1}	*	2.86×10^{-1}	*
rdp201	1.51×10^{-1}		1.71×10^{-1}	*	2.63×10^{-1}	-	1.79×10^{-1}	-	2.54×10^{-1}	-
rdp202	3.72×10^{-2}		6.20×10^{-2}	-	2.62×10^{-1}	-	9.49×10^{-2}	-	2.33×10^{-1}	-

表 7 不同算法在 C 指标上的结果
Table 7 Result of on C index

实例集	C(A, B)	C(B, A)	C(A, D)	C(D, A)	C(A, E)	C(E, A)	C(A, F)	C(F, A)
cdp101	0.3	0.333	0	0	0.633	0.033 3	0.133	0
cdp102	0.433	0.267	0	0	0.633	0	0.133	0
cdp201	0.433	0.300	0.6	0	0.6	0.133	0.733	0
cdp202	0.5	0.233	0.833	0	0.700	0.133	0.7	0
rcdp101	0.167	0.433	0.033 3	0.4	0.333	0.233	0.367	0
rcdp102	0.367	0.333	0.367	0.267	0.500	0.133	0.8	0
rcdp201	0.767	0.066 7	0.633	0	0.833	0.033 3	0.967	0
rcdp202	0.567	0.066 7	0.633	0	0.700	0	0.967	0
rdp101	0.233	0.267	0	0.066 7	0.333	0	0.033 3	0
rdp102	0.133	0.333	0	0.066 7	0.3	0.066 7	0.033 3	0
rdp201	0.6	0.1	0.8	0	0.9	0.066 7	0.933	0
rdp202	0.533	0.066 7	0.8	0	0.8	0.066 7	0.967	0

注: A 为 HEMO-MRSS; B 为 MOHEA; D 为 NSGA-II; E 为 SPEA2; F 为 MOEA/D。

IGD 指标数据分析情况在表 6 中给出, 解集的 IGD 值越小, 其解的质量越好。因为较小的 IGD 值不仅反映了解集的收敛性, 还能反映分布的均匀性。从表中数据可以看出, HEMO-MRSS 仍然在 8 个测试问题上取得第一。从显著性分析看, 在另外 4 个问题上差异不明显, 这表明 HEMO-MRSS 所获得的解集相较于其他对比算法来说有更好的收敛性能和分布性能。

C 指标数据分析情况在表 7 中给出, C 指标是通过比较两种算法在相同的问题实例上求解得到的最优解集之间的支配关系来计算的, 它用来衡量比较算法相对于参考算法的优越程度。表 7 可以看到, HEMO-MRSS 在绝大多数测试问题上的表现均优于其他四个对比算法, 这意味着 HEMO-MRSS 相对于其他对比算法而言, 其搜索到的解决方案更加优秀。

此外, 图 12 给出了各算法在 R(R1、R2)、C(C1、C2)、RC(RC1、RC2)六小类问题上各选一个实例数据集运行 30 次的 50% 达面图, 图中展示了算法在 Pareto 前沿的中心区域和边缘区域的平均性能, 从图中可以看出, HEMO-MRSS 算法在多数数据集上的效果是好的, 特别是对于 2 类(R2、C2、RC2)问题, 此类问题的时间窗口较宽且车辆的载重较大, 因此算法在解决此类问题时, HEMO-MRSS 得到的解集

优于 NSGA-II、SPEA2、MOEA/D、MOHEA 的解集。然而, 针对 1 类(R1、C1、RC1)问题, HEMO-MRSS 算法的效果并不明显。这类问题具有较窄的时间窗口和较小的车辆载重, 而且 VRPSDPTW 问题是一个离散的组合优化问题, 其解空间中可行解的数量是有限的。因此, 车辆数量的减少会影响可行解的数量。实验结果还表明, 随着车辆数量的降低, 解决方案中的路径数量和每个路径的长度都会增加, 但这将导致可行解决方案的数量减少。当解决方案空间逐渐缩小以适应更少的车辆时, 不同车辆数量的解决方案之间的总等待时间差异将增大。反之, 当等待时间较少时, 车辆数会增加。因此, HEMO-MRSS 算法的表现在这种情况下仍然可以接受。

总体而言, HEMO-MRSS 通过在 12 个基准测试问题上运用性能指标 IGD、HV、C 分别在 MOHEA、NSGA-II、SPEA2 和 MOEA/D 算法进行了评估, 结果显示 HEMO-MRSS 的收敛性能表现优于其他方法, 并且其分布性能表现被认为是可以接受的。为更准确地评估 RSDE 算法的性能, 实验采用了 C 指标来比较主算法和对比算法之间的差异。实验结果表明, 采用混合策略的 HEMO-MRSS 算法在收敛性能和解决方案分布性能方面都得到了提高, 证明了混合策略及提出的算法框架的有效性。

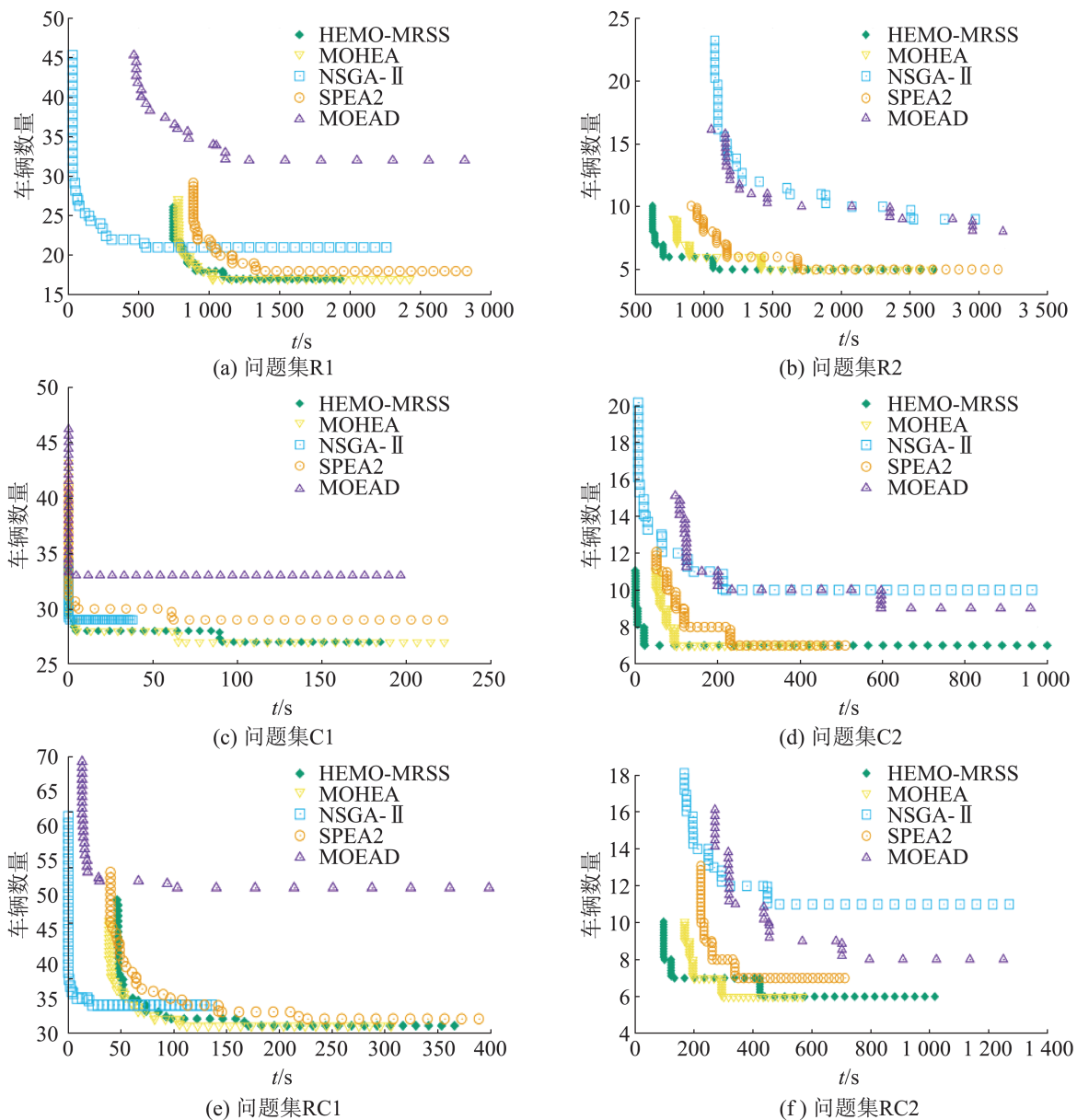


图12 不同问题集上各算法的50%达面图

Fig. 12 50% attainment surface of different algorithms on different problem set

5 结论

本文针对带有时间窗口的集配一体化车辆路径规划问题，提出了一种新的混合进化算法。首先，为单车型集配问题构建了一个合适的数学模型，并开发了一种相应的适应度评价函数，以便有效评估不同解的质量。为了提高算法的性能，还设计了多区域采样策略，该策略结合了全局和局部搜索方法。局部搜索策略采用了基于路线序

列差异进化策略(RSDE)的方式，通过引导较差个体向表现更好的个体靠拢，从而逐步接近帕累托前沿。此外，还引入了一种基于“能载则载”原则的本地搜索方法。实验结果显示，该算法在收敛性和解的分布性能上表现优异。

由于本文所描述的集配一体化车辆路径问题主要面向静态请求，即固定的集配货需求和时间窗口，假设车辆初始状态已知，并且交通环境较为理想。然而，在实际应用中，需要考虑更加复

杂和动态的问题。除了本文研究的目标, 还可以考虑新增目标, 例如, 降低总体配送时间、提高车辆装载率等。针对这些问题, 需要采用更加先进的技术和算法, 例如, 智能优化算法、机器学习、深度学习等, 以实现更加精准和高效的集配一体化车辆路径规划。

参考文献:

- [1] Bárbara Romeira, Ana Moura. Optimizing Route Planning for Minimising the Non-added-value Tasks Times: A Simultaneous Pickup-and-delivery Problem[C]// Proceedings of the 11th International Conference on Operations Research and Enterprise Systems ICORES. Setúbal, Portugal: SciTePress, 2022: 153-160.
- [2] Schaffer J D. Multiple Objective Optimization with Vector Evaluated Genetic Algorithms[C]//Proceedings of the 1st International Conference on Genetic Algorithms. USA: L. Erlbaum Associates Inc., 1985: 93-100.
- [3] Wu Hongguang, Gao Yuelin. An Ant Colony Optimization Based on Local Search for the Vehicle Routing Problem with Simultaneous Pickup-delivery and Time Window[J]. Applied Soft Computing, 2023, 139: 110203.
- [4] Liu Fagui, Wang Lüshengbiao, Gui Mengke, et al. A Hybrid Heuristic Algorithm for Urban Distribution with Simultaneous Pickup-delivery and Time Window[J]. Journal of Heuristics, 2023, 29(2): 269-311.
- [5] He Linwei, Hu Dawei, Chen Xiqiong, et al. Comparison of Various Mathematical Models for Vehicle Routing Problem with Simultaneous Pickups and Deliveries with Time Window[C]//CICTP 2022. Reston, VA, USA: ASCE, 2022: 3097-3108.
- [6] Enrico Angelelli, Renata Mansini. The Vehicle Routing Problem with Time Windows and Simultaneous Pick-up and Delivery[C]//Quantitative Approaches to Distribution Logistics and Supply Chain Management. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2002: 249-267.
- [7] Mohammad Bagher Fakhrazad, Seyed Masoud Hoseini Shorshani, Hasan Hosseinasab, et al. Developing a Green Vehicle Routing Problem Model with Time Windows and Simultaneous Pickup and Delivery Under Demand Uncertainty: Minimizing Fuel Consumption[J]. International Journal of Nonlinear Analysis and Applications, 2023, 14(1): 2655-2669.
- [8] 范厚明, 任晓雪, 刘浩. 带时间窗偏好的同时配集货且需求可拆分车辆路径问题[J]. 运筹与管理, 2022, 31(11): 65-71.
- Fan Houming, Ren Xiaoxue, Liu Hao. Split Delivery Vehicle Routing Problem with Simultaneous Delivery and Pick-up and Time Windows Preference[J]. Operations Research and Management Science, 2022, 31(11): 65-71.
- [9] 袁晓建, 张岐山, 吴伶, 等. 带时间窗和同时送取货的车辆路径问题模型及算法[J]. 福州大学学报(自然科学版), 2020, 48(5): 566-572.
- Yuan Xiaojian, Zhang Qishan, Wu Ling, et al. Research on Vehicle Routing Problem Model and Algorithm with Time Window and Simultaneous Delivery[J]. Journal of Fuzhou University(Natural Science Edition), 2020, 48(5): 566-572.
- [10] 王超, 刘超, 穆东, 等. 基于离散布谷鸟算法求解带时间窗和同时取送货的车辆路径问题[J]. 计算机集成制造系统, 2018, 24(3): 570-582.
- Wang Chao, Liu Chao, Mu Dong, et al. VRPSPTW Problem Solving by Discrete Cuckoo Search[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2018, 24(3): 570-582.
- [11] 王超, 高扬, 刘超, 等. 基于回溯搜索优化算法求解带时间窗和同时送取货的车辆路径问题[J]. 计算机集成制造系统, 2019, 25(9): 2237-2247.
- Wang Chao, Gao Yang, Liu Chao, et al. Vehicle Routing Problem with Simultaneous Delivery and Pickup Problem Solving by Backtracking Search Optimization Algorithm[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2019, 25(9): 2237-2247.
- [12] 张庆华, 吴光谱. 带时间窗的同时取送货车辆路径问题建模及模因求解算法[J]. 计算机应用, 2020, 40(4): 1097-1103.
- Zhang Qinghua, Wu Guangpu. Modeling and Memetic Algorithm for Vehicle Routing Problem with Simultaneous Pickup-delivery and Time Windows[J]. Journal of Computer Applications, 2020, 40(4): 1097-1103.
- [13] 蔡药迪. 改进遗传算法在车辆路径问题中的研究应用[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2013.
- Cai Didi. Improved Genetic Algorithm to Solve the Vehicle Routing Problem[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2013.
- [14] Fatma Pinar Goksal, Ismail Karaoglan, Fulya Altiparmak. A Hybrid Discrete Particle Swarm Optimization for Vehicle Routing Problem with Simultaneous Pickup and Delivery[J]. Computers & Industrial Engineering, 2013, 65(1): 39-53.
- [15] Mst Anjuman Ara, Md Tanvir Ahmed, Nilufa Yeasmin. Optimisation Model for Simultaneous Delivery and

- Pickup Vehicle Routing Problem with Time Windows[J]. *International Journal of Services and Operations Management*, 2022, 43(2): 145-168.
- [16] 李珺, 段钰蓉, 郝丽艳, 等. 混合优化算法求解同时送取货车辆路径问题[J]. *计算机科学与探索*, 2022, 16(7): 1623-1632.
- Li Jun, Duan Yurong, Hao Liyan, et al. Hybrid Optimization Algorithm for Vehicle Routing Problem with Simultaneous Delivery-pickup[J]. *Journal of Frontiers of Computer Science & Technology*, 2022, 16(7): 1623-1632.
- [17] Kirkpatrick S, Gelatt C D Jr, Vecchi M P. Optimization by Simulated Annealing[J]. *Science*, 1983, 220(4598): 671-680.
- [18] Li Hongye, Wang Lei, Hei Xinghong, et al. A Decomposition-based Chemical Reaction Optimization for Multi-objective Vehicle Routing Problem for Simultaneous Delivery and Pickup with Time Windows[J]. *Memetic Computing*, 2018, 10(1): 103-120.
- [19] 李亚龙. 基于改进狼群算法的VRPSDPTW车辆路径优化研究[D]. 长春: 长春工业大学, 2022.
- Li Yalong. The VRPSDPTW Vehicle Path Based on the Improved Wolf Pack Algorithm Optimize the Study[D]. Changchun: Changchun University of Technology, 2022.
- [20] Cai Wangang, Zhang Yihao, Huang Fuyou, et al. Delivery Routing Problem of Pure Electric Vehicle with Multi-objective Pick-up and Delivery Integration[J]. *PLoS One*, 2023, 18(2): e0281131.
- [21] Julian Hof, Michael Schneider. An Adaptive Large Neighborhood Search with Path Relinking for a Class of Vehicle-routing Problems with Simultaneous Pickup and Delivery[J]. *Networks*, 2019, 74(3): 207-250.
- [22] Zhang Wenqiang, Mitsuo Gen, Jungbok Jo. Hybrid Sampling Strategy-based Multiobjective Evolutionary Algorithm for Process Planning and Scheduling Problem [J]. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2014, 25(5): 881-897.
- [23] Wang H F, Chen Y Y. A Genetic Algorithm for the Simultaneous Delivery and Pickup Problems with Time Window[J]. *Computers and Industrial Engineering*, 2012, 62(1): 84-95.
- [24] Deb K, Pratap A, Agarwal S, et al. A Fast and Elitist Multiobjective Genetic Algorithm: NSGA-II[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2002, 6(2): 182-197.
- [25] Eckart Zitzler, Marco Laumanns, Lothar Thiele. SPEA2: Improving the Strength Pareto Evolutionary Algorithm [EB/OL]. (2001-05) [2022-10-10]. <https://www.research-collection.ethz.ch/bitstream/handle/20.500.11850/145755/eth-24689-01.pdf?sequence=1&isAllowed=y>.
- [26] Zhang Qingfu, Li Hui. MOEA/D: A Multiobjective Evolutionary Algorithm Based on Decomposition[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2007, 11(6): 712-731.