

# 改进 NSGA-II 算法求解多目标物流车辆路径优化问题

包贤哲 宋阿妮\*

(湖北工业大学电气与电子工程学院 湖北 武汉 430068)

**摘要** 针对物流行业快递派送车辆路径分配问题,提出一种劣汰组 NSGA-II 多目标优化算法,该算法利用劣汰组策略保留部分被淘汰的优质个体以增加个体多样性扩大算法前期搜索范围,在变异公式中引入近似全局最优个体以及自适应变异系数以平衡算法全局和局部搜索能力,提高算法的收敛速度和精度,再通过循环淘汰制策略保证子代个体的均匀分布性。通过四个典型算例验证了算法改进的有效性并将算法运用于物流系统的实例,证明该算法对物流车辆路径分配问题有较好的适应性,能显著提升物流企业经济效益。

**关键词** 多目标 劣汰组策略 循环淘汰 路径优化 物流

中图分类号 TP3

文献标志码 A

DOI:10.3969/j.issn.1000-386x.2023.02.043

## IMPROVED NSGA-II ALGORITHM FOR SOLVING MULTI-OBJECTIVE LOGISTICS VEHICLE ROUTING OPTIMIZATION PROBLEM

Bao Xianzhe Song Ani\*

(School of Electrical and Electronic Engineering, Hubei University of Technology, Wuhan 430068, Hubei, China)

**Abstract** Aiming at the problem of route distribution of express delivery vehicles in the logistics industry, this paper proposes an elimination group NSGA-II multi-objective optimization algorithm. The algorithm used the elimination group strategy to retain some of the eliminated high-quality individuals, so as to increase the diversity of individuals and expand the algorithm's early search range. It introduced approximate global optimal individuals and adaptive mutation coefficients in the mutation formula to balance the global and local search capabilities of the algorithm, so that it improved the convergence speed and accuracy of the algorithm. It ensured the uniform distribution of individual offspring through the circular elimination strategy. The effectiveness of the improved algorithm was verified by four typical examples, and the algorithm was applied to the example of logistics system. The results prove that the algorithm has better adaptability to the logistics vehicle routing problem and can significantly improve the economic benefits of logistics enterprises.

**Keywords** Multi-objective Elimination group strategy Cycle elimination Path optimization Logistics

## 0 引言

近年来互联网电商平台兴起推动物流行业高速发展,快递分拨中心遍布城市乡村,但随着快递数量的增加、客户服务范围增大,逐渐出现配送快递效率不高、耗时太长、车辆配送路径不合理等问题,造成物流行业成本激增,客户服务质量下降,严重影响物流行业的发展。因此如何高效有序规划快递车辆行驶路径成为了

物流行业领域研究的重点。

物流运输车辆路径规划问题本质上是一个带约束的 NP 难问题,随着对智能优化算法研究的深入,出现了许多解决该问题的方法,如郝群茹等<sup>[1]</sup>结合四种邻域变化规则改进禁忌搜索算法来求解车辆行驶路径;路径规划问题中改进禁忌搜索算法<sup>[2-3]</sup>的收敛速度较快且局部开发能力较强。黄戈文等<sup>[4]</sup>提出自适应遗传灰狼算法解决了带容量的车辆路径规划问题;Akpinar 等<sup>[5]</sup>结合大领域搜索和蚁群优化算法研究路径规划问

题;李凤坤<sup>[6]</sup>利用中位数层次分析法将多目标问题转化为单目标求解;范文兵等<sup>[7]</sup>结合爬山算法改进遗传算法,优化了其局部搜索能力;也有学者通过其他方式改进遗传算法<sup>[8-9]</sup>求解该问题并进行了验证。Akhand等<sup>[10]</sup>结合自适应扫描策略改进粒子群算法来优化路径;齐名军等<sup>[11]</sup>提出动态猴子跳跃机制改进粒子群算法提高算法收敛性并用物流实例验证了算法的有效性。Lai等<sup>[12]</sup>采用模拟退火算法以及TSA来降低使用车辆数和行驶成本;混合模拟退火算法<sup>[13-14]</sup>在路径规划问题上也有着不错的效果。Wang等<sup>[15]</sup>采用哈希函数加速禁忌状态来获得更好的优化方案;方文婷等<sup>[16]</sup>结合A\*算法和蚁群算法克服算法前期收敛慢等问题,在物流配送问题上适应性较强。Mohammed等<sup>[17]</sup>则利用两阶段遗传算法寻找车辆最优路径。虽然现有研究针对这些问题提出了很多改进方案,但这些研究都只以最短路径为优化目标而忽略了运输过程中时间窗和成本的问题,这就导致方法的实际运用性不高,而考虑运输成本和时间窗的多目标优化问题更贴近实际情况,具有更高的研究价值。

国内外学者对多目标路径优化问题也做过许多研究如梅梦婷等<sup>[18]</sup>提出结合差分法的DE-NSGA算法考虑值班时间等因素,有效改善了路径寻优速度但收敛速度较慢。万逸飞等<sup>[19]</sup>提出协同非支配排序遗传算法求解机器人路径规划问题并用栅格法证明了算法的有效性但参数设置较为复杂,段征宇等<sup>[20]</sup>则在传统VRP模型的基础上,考虑路网交通状态的时变性和随机性,设计了一种带硬时间窗的随机时变车辆路径问题的非支配排序蚁群算法。改进的多目标优化算法虽然较传统单目标算法的实际应用性更高,但在车辆路径优化问题上仍然存在着参数设置复杂、收敛速度慢、容易陷入局部最优等问题,且大部分并未将时间窗和迟到惩罚成本等纳入模型。

针对这些问题提出一种改进的劣汰组NSGA-II算法(Elimination Group NSGA-II,EGNSGA-II),该算法能够克服陷入局部最优的问题,且具有收敛速度快、参数设置简单、精确度高等优点。算法首先通过劣汰组策略将某些更接近最优Pareto前沿却因拥挤度排序被剔除的个体进行二次非支配排列,引入到最优Pareto前沿中提高算法的粒子多样性以扩大其搜索范围,再引入全局最优个体改进粒子进化公式,加快最优Pareto前沿收敛,提升收敛精度,并用ZDT1-ZDT4典型函数验证了算法改进的有效性。最后将算法应用于物流车辆路径规划实例,证明算法对于路径规划问题有良好的适应性,能够显著减少快递投放时间,提升物流行业运转效率增加企业收益。

## 1 模型建立

假设在某城市有一快递物流中心 $P$ ,负责将快递送至本区域设置的 $n$ 个快递点仓库 $N=(1,2,\dots,n)$ 内,物流中心拥有 $M=(1,2,\dots,m)$ 辆载货量为 $T$ 、平均运输速度为 $v$ 的运输车,快递点仓库 $i$ 与快递点仓库 $j$ 之间的距离为 $R_{ij}$ ,快递点仓库 $i$ 的收货量为 $P_i$ ,卸货时间为 $H_i$ ,最佳卸货时间窗为 $t \in [Q_i, E_i]$ ,其中: $Q_i$ 表示快递仓库 $i$ 最早卸货时间,若运输车辆早于该时间到达,则需要等到时刻 $Q_i$ 再开始卸货; $E_i$ 则表示其最晚接受卸货时间,若货车到达时刻超过时间 $E_i$ 会产生超时惩罚成本 $T_{pub}$ 。车辆每次运输都从物流中心开始并最终回到物流中心。

快递点仓库所需货物只能由一辆运输车运输且只运输一次:

$$\sum_{j=1}^n G_{ij} = 1 \quad (1)$$

式中: $G_{ij}$ 表示以快递点仓库为行、以运输车辆为列的矩阵中第 $i$ 行第 $j$ 列的数据,快递点仓库 $i$ 货物由车辆 $j$ 运输则 $G_{ij}=1$ ,否则 $G_{ij}=0$ 。

运输货物总量不得超过运输车的最大载重即:

$$T_j \geq \sum_{i=1}^k P_i \quad (2)$$

式中: $T_j$ 表示第 $j$ 辆运输车的最大载重,车辆 $j$ 一共需要运送 $k$ 个快递点的货物。

当运输车辆运输货物到达时刻晚于最晚接受卸货时间 $E_i$ 时其超时惩罚成本为:

$$T_{pub} = \alpha \times (D_{ij} - E_i) \quad D_{ij} > E_i, i \in [1, k] \quad (3)$$

式中: $\alpha$ 为单位时间内超时成本系数; $D_{ij}$ 表示第 $j$ 辆运输车到达第 $i$ 个快递点的时刻。

所有运输车辆将货物送到所需的总时间 $S_{all}$ 为:

$$S_{all} = \sum_{j=1}^k V_{sta} - V_{end}^k \quad (4)$$

式中: $V_{sta}$ 代表车辆从物流中心出发的时刻; $V_{end}^*$ 表示车辆运送完最后第 $k$ 个快递点回到物流中心的时刻。

为了创造最大效益,可以确定目标函数为使得物流中心使用的运输总成本、运输总时间都最小即:

$$\begin{cases} \min S_{all} \\ \min L = \sum_{j=1}^q \sum_{i=1}^k M_{km} R_{ij} + T_{pub} \end{cases} \quad (5)$$

式中: $M_{km}$ 表示车辆每公里的运输成本; $q$ 表示一共使用的派送车辆数。

## 2 算法设计

### 2.1 传统 NSGA-II 算法

对于多目标优化问题,人们常常无法评判解的好坏,而 NSGA 算法很好地解决了这个问题。NSGA-II 算法是 Deb 等<sup>[21]</sup>在 NSGA 的基础上提出的,是一种基于 Pareto 最优解的多目标优化算法。相对于 NSGA 算法,其引入了快速非支配排序算法降低计算的复杂度,采用拥挤度比较同一等级个体的优劣,还加入了精英策略扩大了采样空间,在各方面性能上相较 NSGA-I 算法都有了显著提升。

#### 2.1.1 Pareto 等级及支配关系

对于最小化的多目标优化问题,假定某个多目标优化问题共有  $n$  个目标分量,个体解  $X_m = (g_{m1}(x), g_{m2}(x), \dots, g_{mn}(x))$ ,任意给定两个多目标函数个体  $X_a, X_b$ 。

$$\begin{cases} g_{ai}(x) \leq g_{bi}(x) & \forall i \in 1, 2, \dots, n \\ g_{ai}(x) < g_{bi}(x) & \exists i \in 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (6)$$

若个体  $X_a, X_b$  满足式(6),则  $X_a$  支配  $X_b$ ,即  $X_b$  被  $X_a$  支配。对于某个体,如果不存在任何个体能支配它,则该个体被称作非支配解,在一个种群中相互比较,将所有非支配解找出,这些非支配解形成的解集 Pareto 等级定义为 1,将非支配解剔除后,剩下的个体寻找所有非支配解 Pareto 等级定义为 2,以此类推定义所有解的 Pareto 等级。以二维多目标优化问题为例,非支配排序结果如图 1 所示。

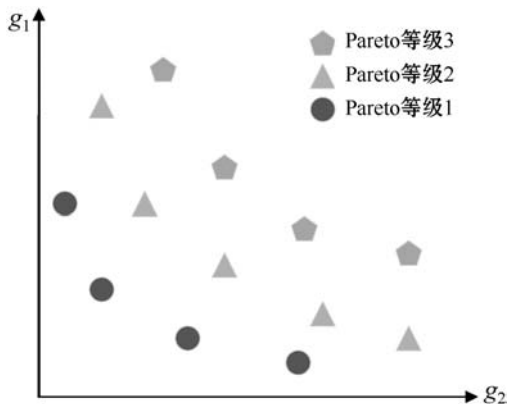


图 1 双目标非支配排序 Pareto 等级图

#### 2.1.2 拥挤度排序

为了使得在空间中分布更加均匀的个体,将某 Pareto 等级下的所有个体的每一个目标分量按大小进行排序,将排序后每个目标分量下的数值按照式(7)计算某个体的总体拥挤度

$$\begin{cases} D_m = \frac{g_m(i+1) - g_m(i-1)}{g_m^{\max} - g_m^{\min}} & m \in [1, n] \\ D_{\text{all}} = \sum_{m=1}^n D_m \end{cases} \quad (7)$$

式中: $g_m(i+1)$ 表示排序后第  $m$  个目标分量排序下第  $i+1$  个数; $g_m(i-1)$ 表示第  $m$  个目标分量下第  $i-1$  个数; $g_m^{\max}, g_m^{\min}$  分别表示第  $m$  个目标分量排序下的最大值和最小值。对于每个目标分量下的最大值和最小值其拥挤度都设为无穷大。以二维多目标优化为例拥挤度含义如图 2 所示。

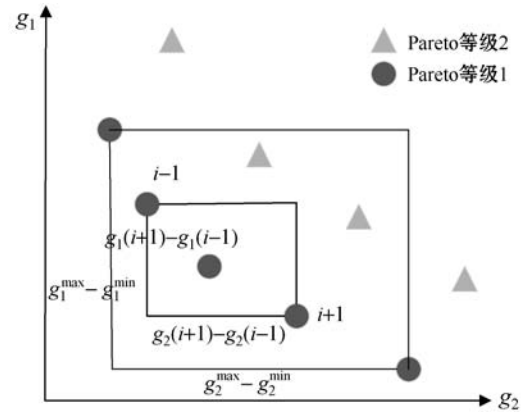


图 2 双目标拥挤度示意图

#### 2.1.3 精英保留策略

从所有 Pareto 等级的解中选择新的父代种群时遵循 Pareto 等级从小到大依次选择以保证个体的优质性,当 Pareto 等级  $i$  中的个体被全部选择,而剩余所需选择个体又小于 Pareto 等级  $i+1$  的个体总数时,依据拥挤度排序优先选择拥挤度更大的个体直至父代种群个体达到饱和。精英保留策略既能够保证个体优质性也能保证其均匀分布性。

#### 2.1.4 编码交叉及多项式变异

父代种群确定后要进行编码交叉和多项式变异产生新子代个体,模拟交叉变异公式为:

$$\begin{cases} x_{1j}(t) = \frac{1}{2} \times [(1 + \sigma_j)x_{1j}(t) + (1 - \sigma_j)x_{2j}(t)] \\ x_{2j}(t) = \frac{1}{2} \times [(1 - \sigma_j)x_{1j}(t) + (1 + \sigma_j)x_{2j}(t)] \end{cases} \quad (8)$$

式中: $x_{1j}(t)$ 表示第  $t$  次迭代下个体 1 的第  $j$  维目标分量。

$$\sigma_j = \begin{cases} (2\delta_j)^{\frac{1}{1+\lambda}} & \delta_j < 0.5 \\ \left(\frac{1}{2(1-\delta_j)}\right)^{\frac{1}{1+\lambda}} & \delta_j \geq 0.5 \end{cases} \quad (9)$$

式中: $\delta_j$ 为(0,1)内的随机数; $\lambda$ 为常系数可根据变异效果调整大小。

父代交叉变异产生的新子代个体与父代融合进行下一次的非支配排序直至到达最大迭代次数,此时输

出 Pareto 等级为 1 的个体即为最优 Pareto 前沿。

## 2.2 劣汰策略 NSAGA-II 算法

### 2.2.1 劣汰组策略

NSGA-II 在选择个体少于某 Pareto 等级下个体时会根据拥挤度值的大小选择其中较为分散的个体,但是这种选择策略也存在一定弊端如图 3 所示。图 3 中需要从 Pareto 等级 1 下的 6 个个体中选择 5 个个体,此时相比于 4 号、5 号个体,3 号个体离最优 Pareto 前沿较近,但由于拥挤度选择原则 3 号个体拥挤度最低被剔除,由于个体迭代变异是随机的,可能 3 号优质个体不会再出现,导致解的整体质量下降,收敛速度变慢。

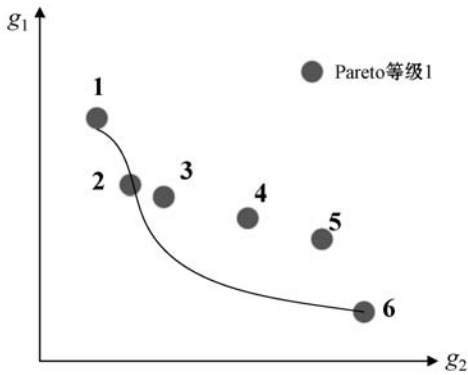


图 3 二维多目标个体选择示意图

为了解决此问题,设立劣汰组集合,将因为拥挤度排序被淘汰的个体放入劣汰组进行二次非支配排序,此时仍然不在最优前沿的个体被永久舍弃,当劣汰组的个体达到最大数量且全部处于最小 Pareto 等级下时劣汰组成熟,等待算法结束与最后一代种群合并再次进行非支配排序,最终得到最优 Pareto 前沿,该方法能够显著增加优质个体数量使算法更快收敛。

### 2.2.2 全局最优变异公式

多目标优化问题由于目标分量间无法比较优劣所以无法求取最优个体,但所有目标分量都向最小值方向优化,由此假设取所有目标分量和最小的个体为近似最优个体,据此改进个体更新公式:

$$\begin{cases} x_i = \gamma x_i + (1 - \gamma)x_{wbest} + \varphi \sum_{j=1}^m \left( \frac{g_j^{avg}}{m} \right) \\ \gamma = e^{-\left(\frac{t}{t_{max}} + 0.5\right)}, \varphi = e^{-\frac{1.5}{t_{max}}} \end{cases} \quad (10)$$

式中:  $x_{wbest}$  为近似最优个体;  $g_j^{avg}$  则为所有个体第  $j$  维目标分量的平均值。该变异公式可以显著增加算法前期的搜索范围并在算法后期加快收敛速度,有效平衡算法的全局和局部搜索能力。

### 2.2.3 环淘汰制

NSGA-II 算法通过拥挤度排序一次性产生剩余所需子代个体数量以保证子代个体的均匀分布性,但此

方式很容易因为某 Pareto 等级下的个体排列不均匀导致得到的个体分布性较差,如图 4 所示。

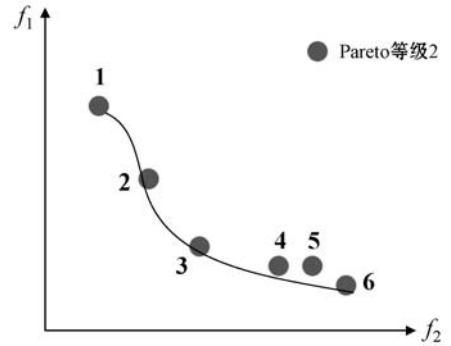


图 4 Pareto 等级 2 下个体分布图

根据图 4,假设子代个体在选择完 Pareto 等级 1 的所有个体后还需要从 Pareto 等级 2 中选择 3 个个体,根据拥挤度排序方式,应该选择 1 号、2 号、3 号个体,但很明显选择 1 号、3 号、5 号个体其分布性更好,由此可见,传统拥挤度策略存在一定缺陷。

所以采用循环淘汰制方式,假设还需要从某 Pareto 等级下的  $k$  个个体中选择  $m$  个个体组成子代种群,先计算所有个体的拥挤度大小,将拥挤度最小的个体淘汰,再次进行拥挤度排序,继续淘汰拥挤度最小个体,循环  $k - m$  次,剩下的个体即为所需选择个体。这样的选择方式能够最大程度保证子代个体的均匀分布,加快算法的收敛速度。改进后的劣汰组 NSGA-II 算法流程如图 5 所示。

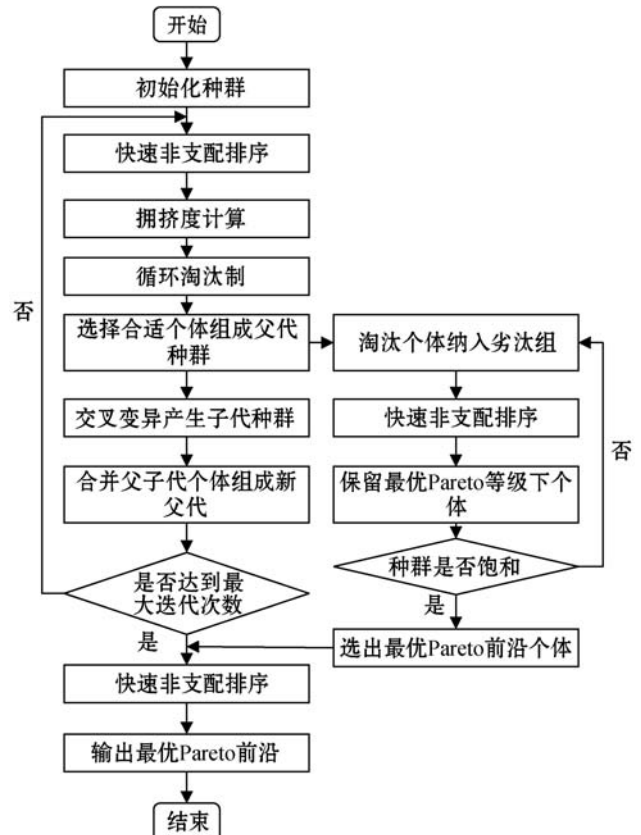


图 5 劣汰组 NSGA-II 算法流程

### 3 仿真实验与分析

为了验证本文算法改进的有效性,选择传统 NSGA-II 算法、劣汰组策略 NSGA-II 算法、Deb 等<sup>[22-23]</sup>提出的遵循 NSGGA-II 框架的基于参考点的 NSGA-III 算法来测试多目标函数的经典测试函数 ZDT1-ZDT4,其优化结果如图 6 所示。

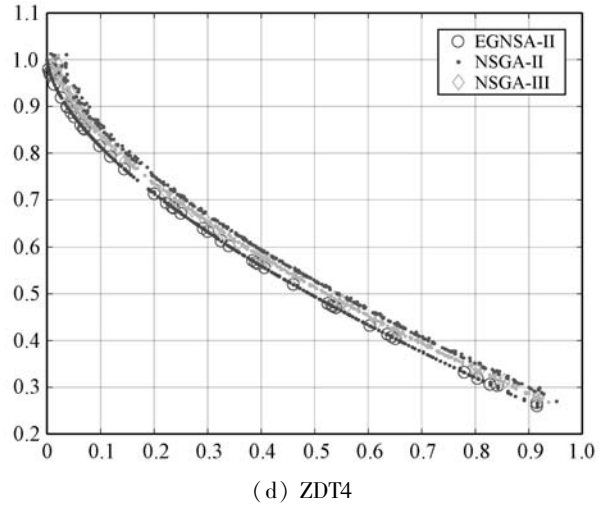
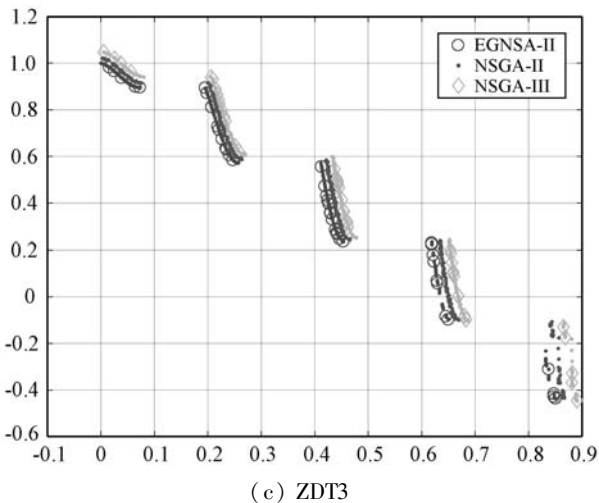
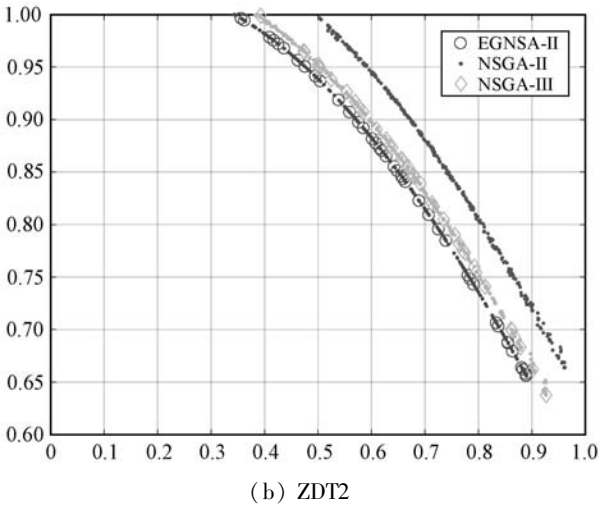
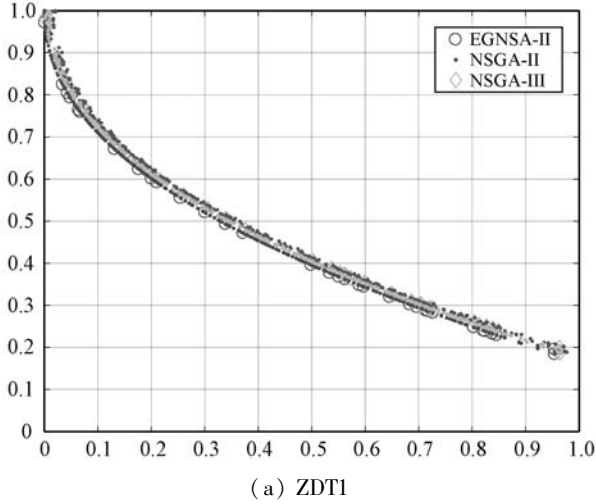


图 6 四种典型测试函数 Pareto 前沿图

由图 6 可知,在四个典型算例中,EGNSGA-II 算法所得到的最优前沿面都要优于 NSGA-II 算法,在 ZDT2-ZDT4 三个函数中,EGNSGA-II 算法的最优前沿也明显优于 Deb 等提出的基于参考点的 NSGA-III 算法,该测试证明了算法改进的有效性。

在  $S = 100 \text{ km} \times 100 \text{ km}$  的范围里,存在一个物流中心  $P = (55, 45)$ ,该物流中心拥有 4 辆不同型号的运输车即  $m = 4$ ,需要在一天内向周围存在的 20 个快递点仓库进行货物供给,车辆和快递点仓库的具体信息见表 1 和表 2。

表 1 运输车辆信息表

车辆编号	最大载重 $T_j/t$	超时成本系数 $\alpha/(\text{元} \cdot \text{min}^{-1})$	平均行驶速度 $v/(\text{km} \cdot \text{h}^{-1})$	每公里运输成本 $M_{\text{km}}/\text{元}$
1	20	30	15	7
2	35	44	22	8
3	22	16	26	4
4	29	27	30	8

表 2 快递点仓库信息表

编号	坐标/km	货物需求 $P_i/t$	服务时长 $H_i/\text{min}$	时间窗 $[Q_i, E_i]/\text{h}$
1	(48, 15)	3.5	10	[12, 19]
2	(73, 65)	4.7	15	[5, 9]
3	(15, 73)	5.6	17	[8, 16]
4	(52, 62)	7.1	12	[9, 13]
5	(70, 37)	2.2	16	[7, 15]
6	(79, 79)	4.4	25	[6, 9]
7	(44, 63)	6.9	33	[5, 9]
8	(30, 16)	6.1	37	[6, 13]
9	(18, 19)	3.4	19	[7, 9]
10	(48, 72)	6.8	29	[7, 15]
11	(21, 75)	5.5	36	[5, 12]
12	(37, 46)	3.1	44	[6, 10]

续表 2

编号	坐标/km	货物需求 $P_i/t$	服务时长 $H_i/min$	时间窗 $[Q_i, E_i]/h$
13	(85,35)	4.7	58	[9,15]
14	(26,80)	3.4	24	[7,18]
15	(56,96)	6.4	15	[8,15]
16	(76,14)	5.8	37	[11,19]
17	(45,85)	2.9	22	[12,17]
18	(35,42)	4.4	41	[8,13]
19	(81,21)	4.7	31	[8,14]
20	(15,52)	7.5	57	[10,14]

根据表 1、表 2 提供的数据,设初始父代种群个体数量  $N = 500$ ,劣汰组的个体数量为  $N_l = 200$ ,迭代最大次数  $t_{max} = 200$ ,目标分量  $n = 2$ ,用 NSGA-III 算法、多目标粒子群算法(MOPSO)、改进的 NSGA-II 算法、传统 NSGA-II 算法对该问题进行求解,得到的 Pareto 最优前沿如图 7 所示。

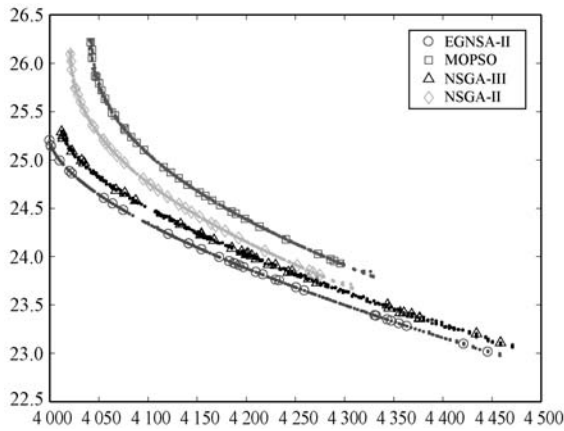


图 7 四种算法的 Pareto 最优前沿

根据图 7 可以很明显的看出改进的劣汰组 NSGA-II 前沿面分布性更好,覆盖范围更大,能够得到更精确的结果。将算法最优前沿面所有点的目标函数值求和,选取求和后最小的数值作为适应度数值,可以得到四种算法的迭代过程如图 8 所示。

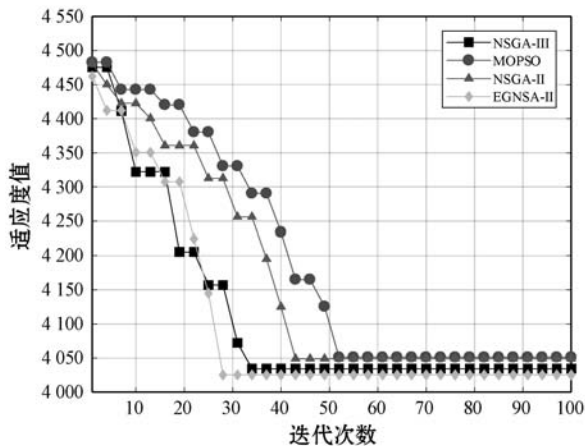


图 8 四种算法迭代过程

可以看出,EGNSGA-II 算法在 27 次左右就得到最优结果,相对于 MOPSO、NSGA-II 算法拥有更快的迭代速度以及更高的精度,算法性能对比提升显著。另一方面,在搜索前期 NSGA-III 算法与 EGNSGA-II 算法拥有着相似的收敛速度,但在收敛后期局部搜索过程中,EGNSGA-II 算法的收敛速度更快且相对收敛精度更高。综合以上分析可以看出,EGNSGA-II 算法在收敛速度和精度上都更加优秀,从而证明了该算法改进的有效性,对路径搜索问题的适应性较好。

因为时间数据差异并不大,而运输成本是影响企业效益的首要因素,所以在最优 Pareto 前沿选择最优解时将成本作为主要考虑的目标分量,得到最终的优化结果如表 3 所示。

表 3 两种算法求解结果表

算法	所用成本/元	所用时间/h
NSGA-II	4 129.64	24.573 4
NSGA-III	4 095.26	24.656 8
MOPSO	4 190.34	24.612 9
EGNSGA-II	4 047.52	24.571 3

可以看出,在相同的配送时间下 EGNSGA-II 算法耗费的成本最低,改进后的算法能够有效帮助物流企业降低成本,在此方案下 4 辆运输车的行驶路线如图 9 所示。

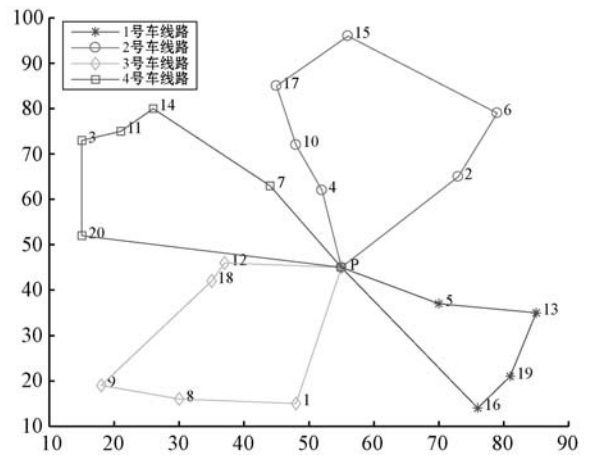


图 9 运输车路线规划

可以看出,四辆运输车的运输分配相对均匀,符合物流行业实际运输情况,算法对于该问题的适应性较好。

## 4 结 语

针对物流行业快递配送效率不高、车辆路径分配不合理等问题提出一种基于劣汰组策略的 NSGA-II 多

目标优化算法,该算法采用劣汰组策略保留被拥挤度排序淘汰的优质个体,增加个体多样性扩大前期搜索范围,再将近似全局最优个体引入变异公式,平衡算法全局和局部的搜索能力,提高算法收敛精度和速度,再利用循环淘汰制策略增强子代个体的分布性。用典型的多目标测试函数对改进算法进行验证,证明了改进的有效性。最后通过物流运输实例证明该算法对物流车辆路径规划问题适应性很好,相对于传统 NSGA-II 算法性能上有较大提升。接下来会尝试将其他算法与改进后的 NSGA-II 算法进行有效融合进一步提升算法的各方面性能。

## 参 考 文 献

- [1] 郝群茹,潘帅. 基于禁忌搜索算法的物流系统车辆路径优化[J]. 科学技术与工程,2019,19(34):401-407.
- [2] 苏欣欣,秦虎,王恺. 禁忌搜索算法求解带时间窗和多配送人员的车辆路径问题[J]. 重庆师范大学学报(自然科学版),2020,37(1):22-30.
- [3] 庞燕,罗华丽,夏扬坤. 基于禁忌搜索算法的废弃家具回收车辆路径优化[J]. 计算机集成制造系统,2020,26(5):1425-1433.
- [4] 黄戈文,蔡延光,戚远航,等. 自适应遗传灰狼优化算法求解带容量约束的车辆路径问题[J]. 电子学报,2019,47(12):2602-2610.
- [5] Akpinar S. Hybrid large neighborhood search algorithm for capacitated vehicle routing problem[J]. Expert Systems with Applications,2016,61:28-38.
- [6] 李凤坤. 改进 AHP-GA 算法的多目标配送路径优化[J]. 计算机系统应用,2019,28(2):152-157.
- [7] 范文兵,冯文. 混合遗传算法的带时间窗卷烟物流车辆路径优化[J]. 现代电子技术,2018,41(11):119-123,128.
- [8] 范厚明,耿静,李阳,等. 模糊需求与时间窗的 VRP 及混合遗传算法求解[J]. 系统管理学报,2019,28(6):1066.
- [9] 崔会芬,许佳瑜,杨京帅,等. 基于遗传算法的 3L-CVRP 优化问题研究[J]. 交通信息与安全,2018,36(5):124-131.
- [10] Akhand M A H, Peya Z J, Murase K. Capacitated vehicle routing problem solving using adaptive sweep and velocity tentative PSO[J]. International Journal of Advanced Computer Science and Applications,2017, 8(12):288-295.
- [11] 齐名军,吴凯. 改进粒子群算法在农产品物流配送路径管理中的应用[J]. 包装工程,2019,40(17):110-115.
- [12] Lai M Y, Liu C S, Tong X J. A two-stage hybrid meta-heuristic for pickup and delivery vehicle routing problem with time windows[J]. Journal of Industrial and Management Optimization,2010,6(2):435-451.
- [13] 钱晓明,孙颖,刘建. 基于混合模拟退火算法求解电表配送车辆路径问题[J]. 计算机集成制造系统,2017,23(11):2553-2560.
- [14] 尚正阳,顾寄南,王建平. 求解带能力约束车辆路径优化问题的改进模拟退火算法[J]. 计算机集成制造系统,2021,27(8):2260-2269.
- [15] Wang Y, Wu Q H, Glover F. Effective metaheuristic algorithms for the minimum differential dispersion problem[J]. European Journal of Operational Research, 2017,258(3):829-843.
- [16] 方文婷,艾时钟,王晴,等. 基于混合蚁群算法的冷链物流配送路径优化研究[J]. 中国管理科学,2019,27(11):107-115.
- [17] Mohammed M A, Abd Ghani M K, Hamed R I, et al. Solving vehicle routing problem by using improved genetic algorithm for optimal solution[J]. Journal of Computational Science,2017,21:255-262.
- [18] 梅梦婷,米小珍,郑晓军. 基于 DE 和 NSGA-II 的集装箱多式联运的路径优化算法[J]. 现代电子技术,2019,42(15):144-149.
- [19] 万逸飞,彭力. 基于协同多目标算法的多机器人路径规划[J]. 信息与控制,2020,49(2):139-146.
- [20] 段征宇,雷曾翔,孙硕,等. 随机时变车辆路径问题的多目标鲁棒优化方法[J]. 西南交通大学学报,2019,54(3):565-572.
- [21] Deb K, Pratap A, Agarwal S, et al. A fast and elitist multi-objective genetic algorithm: NSGA-II[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation,2002,6(2):182-197.
- [22] Deb K, Jain H. An evolutionary many-objective optimization algorithm using reference-point based nondominated sorting approach, Part I: Solving problems with box constraints[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2014, 18(4):577-601.
- [23] Deb K, Jain H. An evolutionary many-objective optimization algorithm using reference-point based nondominated sorting approach, Part II: Handling constraints and extending to an adaptive approach[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation,2014, 18(4):602-622.

(上接第 239 页)

- [9] 吕晓丽,姜航,李文辉. 基于无人机主动导航的电力线检测与定位[J]. 兵器装备工程学报,2020,41(10):210-214.
- [10] 刘思雨,吕开云,刘盈. 基于 LSD 算法的航拍影像电力线提取[J]. 江西科学,2019,37(6):825-831.
- [11] 李朋月,郝向阳,李建胜,等. 无人机影像中直线类电力线检测算法研究[J]. 电子测量技术,2019,42(19):148-153.