宁雅敬, 张惠珍. 基于多目标贪心免疫优化算法的公交换电站选址路径优化[J]. 智能计算机与应用,2026,16(1):185-191.
DOI:10.20169/j.issn.2095-2163.24032902

基于多目标贪心免疫优化算法的公交换电站选址路径优化

宁雅敬, 张惠珍
(上海理工大学 管理学院, 上海 200093)

摘 要: 针对新能源公交换电站选址路径优化问题,本文首先建立包含客车容量约束、电池容量约束和时间窗口等约束的换电站选址和客车路径优化模型。与现有的换电站选址路径研究相比,本模型考虑了客户出行满意程度和总运行成本,建立了包含时间窗口和容量限制的换电站多目标选址路径数学模型;然后,引入邻域搜索和抗体自适应克隆等特征,提出了多目标贪心免疫优化算法用以解决该问题;最后,设计大中小三种规模的算例,以在实验仿真中验证该算法。计算结果表明,本文所提算法与传统免疫算法、粒子群算法、NSGA-Ⅱ法相比,在大中小规模算例中均可以有效地达到或接近最优的解。

关键词: 新能源客车; 软时间窗; 选址路径问题; 贪心免疫优化算法
中图分类号: TP18 **文献标志码**: A **文章编号**: 2095-2163(2026)01-0185-07

Optimization of bus battery swapping station location and routing based on Multi-Objective Greedy Immune Optimization Algorithm

NING Yajing, ZHANG Huizhen
(Business School, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

Abstract: In view of optimization of site selection and routing for new energy bus battery swapping stations, this paper firstly establishes a battery swapping station location and bus routing optimization model for new energy buses, incorporating constraints such as bus capacity, battery capacity, and time windows. Compared with existing research on battery swapping station location planning, the proposed model takes into account customer travel satisfaction and total operating costs, a multi-objective location-routing mathematical model for battery swapping stations with time window and capacity constraints has been established; then, the paper introduces neighborhood search and antibody adaptive cloning, etc., proposes a Multi-Objective Greedy Immune Optimization Algorithm to solve this problem; finally, the paper designs example cases of large, medium, and small scales to verify the algorithm in experimental simulations. The calculation results show that the algorithm proposed in this paper can effectively reach or approach the optimal solution in large, medium, and small-scale cases compared with the traditional immune algorithm, Particle Swarm Optimization Algorithm, and NSGA-II algorithm.

Key words: new energy bus; soft time window; site selection path problem; Greedy Immune Optimization Algorithm

0 引 言

新能源公交车(New Energy City Bus, NECB)是指采用电动、燃料电池等非传统燃油作为动力来源的公交车,受限于当前电池技术的发展,新能源汽车的续航里程受到电池容量的限制。换电站的建设可以提高新能源汽车的使用便利性,减少驾驶员因为充电时间过长而造成的等待时间,提高驾驶员的出行效率[1-2]。并且,换电站的建设可以提高新能源汽车的使用便利性和实用性,促进其在市场上的推广应用,推动新能源汽车产业的发展。因此,合理的新能源公交换电站选址有助于解决新能源汽车的续航里程限制,提高车辆的使用便利性,促进新能源汽车的推广应用[3]。

目前,国内外针对同时考虑到软时间窗、换电选址路由、容量约束、多目标优化结合问题的研究较少。Mak 等学者[4]基于一个优化框架提出了 2 种选址模型,为换电基础设施部署提供了建议。Wang 等学者[5]提出了换电站选址和车辆路径问题,求解该模型可同时获得换电站最优选址和最佳路径。

作者简介: 宁雅敬(1997—),女,硕士研究生,主要研究方向:智能优化。
通信作者: 张惠珍(1979—),女,博士,副教授,主要研究方向:运筹学及智能优化研究。Email:kkaixinxin0111@126.com。

收稿日期: 2024-03-29

Wang 等学者[6]在 Yang 等学者的基础上,对两阶段禁忌搜索算法的禁忌准则提出了 2 种不同的改进。Ren 等学者[7]使用了动态交通网络的概念,提出了充电站布局和最佳规模确定的多目标优化模型。Han 等学者[8]介绍了纯电动公交车充电站的运营规划方法和计算。Kang 等学者[9]对比了 3 种类型充电模式的优缺点,并从电能外部接入的角度对充电站的建设进行了初步研究。Xu 等学者[10]分析了影响电动汽车充电站规划的主要因素。国外文献主要集中在充、换电站的选址决策上。Breunig 等学者[11]提出了以最小化电量消耗为目标的优化电动汽车行驶路径的数学模型,而 Conrad 等学者[12]提出了充电式电动汽车路径问题(RVRP),并建立了相应的整数规划模型。Erdogan 等学者[13]研究了电动汽车的车辆路径问题,并提出了改进的 Clark-Wright 节约算法和基于密度的聚类算法两种解决方法。Worley 等学者[14]进行了配送网络的优化,但由于模型过于复杂,尚未提出适用于大规模数据的有效求解方法。Liu[15]研究了共同配送模式下电动汽车的配送调度优化问题。

随着新能源客运路网日益复杂,现有的元启发式算法并不能很好地求解公交换电站选址路径优化问题。本文在上述研究背景下,计及总运行成本和乘客满意度,建立了考虑软时间窗和容量约束的客车换电站选址路由多目标优化模型。针对现有优化方法的优势和不足,研究中将贪心优化算法与免疫优化算法进行改进和融合,使其更加适合论文所提出的优化模型。最后,通过经典算例和现实案例的求解结果,证明了模型的准确性和算法的有效性。

1 模型构建

1.1 问题描述

本文提出的带时间窗的电动客车换电站选址-路径问题(示意如图 1 所示),考虑了 2 个关键约束:车辆容量限制和客运时间窗,优化问题假设如下:

(1)每辆新能源客车从公交总站出发,经过各自的公交站点后返回公交总站。

(2)每辆新能源客车最多通过一个换电站进行换电。

(3)公交站点为若干个,换电站数量若干个。

(4)公交站点、候选换电站的位置已知,公交站点的行驶过程中将时间窗因素考虑在内,设定超出规定时间产生的惩罚成本与时间具有线性函数关系。

(5)各公交站点乘客数量已知,并在一定时间内需求不存在波动的情况。

(6)每个站点的时间窗口大小相同。

(7)新能源客车采用统一标准的车辆,每辆车有且仅有一条客运路线,但是每辆车可以途经多个公交点。

(8)新能源客车的速度已知并且固定不变,最大载客容量已知并且固定不变。

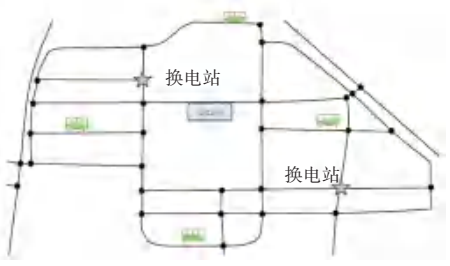

图 1 新能源公交车换电站选址路径问题

Fig. 1 Site selection and routing problem of New Energy City bus battery swapping stations

1.2 建立模型

基于上文的假设,提出了一个带时间窗口的新能源公交车选址路径优化模型(NECB-CFLRPTW)。下文中,给出了模型所涉及到的集合、参数和决策变量的符号定义。

(1)集合:C 表示公交站点集合;R 表示候选换电站站点集合;O 表示本文考虑单一的公交总站,其中所有的路线从 O 开始,在 O' 处结束;A 表示路径的集合由 $A=\{(i,j)\}$;K 表示车辆集合。

(2)参数:q_i 表示每个公交站点 i 的乘客数量;ε 表示车辆的形式耗电率;p_e 表示单位电价成本;p_r 表示单次换电成本;p_k 表示单车启用成本;p_R 表示换电站 R 建设成本;κ 表示时间窗惩罚因子;e_i 表示车站 i 最早到达时间;l_i 表示车站 i 最晚到达时间。

(3)决策变量:y_i^r 表示 0-1 变量,是否在候选站点 R 处新建换电站;x_{ij}^k 表示 0-1 变量,当站点 i,j 被车辆 k 行驶时,决策变量 x_{ij}^k 取 1,否则取 0;τ_i^k 表示到达时间;u_i^k 表示车辆 k 到达站点 i 剩余乘客数量;f_i^k 表示车辆 k 到达站点 i 剩余电量。

NECB-CFLRPTW 模型目标函数 f_1 是 1 个混合成本,其中第 1 项表示换电站的建设成本,第 2 项表示客车运行成本,第 3 项表示客车启用成本,第 4 项是时间窗惩罚项。目标函数 f_2 表示乘客满意程度,其中第 1 项表示客车拥挤程度,第 2 项表示客车晚点时长,第 3 项表示总运行时间。其数学模型公式

如下：

$$\text{Minimize}[f_1, f_2] \tag{1}$$

$$f_1 = \sum_{i\in C}\sum_{r\in R} p_R \cdot y_i^r + \sum_{k\in K}\sum_{i\in R\cup O}\sum_{r\in R}(E_k - f_i^k)\cdot p_e \cdot y_i^r + \sum_{k\in K} p_k + \sum_{k\in K}\sum_{i\in C}\kappa\{g_i^k(e_i^k - \tau_i^k) + h_i^k(\tau_i^k - l_i^k)\} \tag{2}$$

$$f_2 = -\alpha_1\sum_{k\in K}\sum_{i\in C} d_i^k(p_k - u_i^k)^2 + \alpha_2\sum_{k\in K}\sum_{i\in C} h_i^k(\tau_i^k - l_i^k) + \alpha_3\sum_{k\in K}\sum_{i\in C}\tau_i^k \tag{3}$$

$$\sum_{j\in V/\{o'\},\, j\neq i}\ \sum_{k\in K} x_{ji}^k = 1, \quad \forall i \in C \tag{4}$$

$$\sum_{j\in V/\{o\},\, i\neq j} x_{ij}^k - \sum_{j\in V/\{o'\},\, i\neq j} x_{ji}^k = 0 \quad \forall i \in V/\{o,o'\}, \forall k \in K \tag{5}$$

$$\sum_{j\in V/\{o\}} x_{oj}^k = 1, \quad \forall k \in K \tag{6}$$

$$\sum_{j\in V/\{o\}} x_{oj}^k - \sum_{j\in V/\{o'\}} x_{jo'}^k = 0, \quad \forall k \in K \tag{7}$$

$$U\cdot(x_{ij}^k - 1) \leqslant u_j^k - u_i^k + q_i \cdot x_{ij}^k \leqslant U\cdot(1 - x_{ij}^k) \tag{8}$$

$$u_i^k \geqslant 0 \quad \forall i \in V/\{o'\}, \forall k \in K \tag{9}$$

$$u_0^k \leqslant U, \quad \forall k \in K \tag{10}$$

$$Q\cdot(x_{ij}^k - 1) \leqslant f_{ja}^k - (f_{ia}^k + f_i^k) + \varepsilon\cdot d_{ij}\cdot x_{ij}^k \leqslant Q\cdot(1 - x_{ij}^k) \tag{11}$$

$$\forall i \in V/\{o'\}, \forall j \in V/\{o\},\ i\neq j,\ \forall k \in K \tag{12}$$

$$f_{oa}^k = Q, \ \forall k \in K \tag{13}$$

$$f_{oa}^{k'} = Q, \ \forall k \in K \tag{14}$$

$$f_i^k = (Q - f_{ia}^k)\cdot\sum_{r\in R} y_i^r, \ \forall i \in R\cup O, \forall k \in K \tag{15}$$

$$f_i^k = \theta_i^k \cdot \sum_{r\in R}(y_i^r \cdot \lambda^r), \ \forall i \in R\cup O, \forall k \in K \tag{16}$$

$$f_{ia}^k \geqslant 0 \quad \forall i \in V, \forall k \in K \tag{17}$$

$$\tau_i^k + t_{ij}\cdot x_{ij}^k + s_i\cdot\tau_i^k - \tau_i^k\cdot(1 - x_{ij}^k) \leqslant \tau_j^k \tag{18}$$

$$\forall i \in C\cup O, \forall j \in V/O, \forall k \in K \tag{19}$$

$$\tau_i^k + t_{ij}\cdot x_{ij}^k + \theta_i\cdot x_{ij}^k - \tau_i^k\cdot(1 - x_{ij}^k) \leqslant \tau_j^k \tag{20}$$

$$\forall i \in R, \forall j \in V/O, \forall k \in K \tag{21}$$

$$e_i \leqslant \tau_i^k \leqslant l_i \quad \forall i \in V\cup O, \forall k \in K \tag{22}$$

$$y_i^r \in \{0,1\} \quad \forall i \in V, \forall r \in R \tag{23}$$

$$x_{ij}^k \in \{0,1\} \quad \forall i \in V, \forall j \in V, \forall k \in K \tag{24}$$

$$f_i^k \geqslant 0 \quad \forall i \in V, \forall k \in K \tag{25}$$

约束(4)保证每个站点都有客车经过一次。约束(5)保证每个站点的客车入站与出站数相等。约束(6)保证所有车辆在客运总站开始和结束路线。约束(7)强制满足站点乘客的乘车需求。约束(8)限制车辆的载客容量。约束(9)和(10)将车辆在行驶站点 i 和 j 处的电量联系起来。约束(11)和(12)保证每辆车离开客运总站或所在地换电站时充满电。约束条件(13)~(16)代表换电站充电时间和充电量之间的关系。约束条件(17)保证每辆车都有足够的功率完成运行任务。约束条件(18)~(22)建立了时间窗口约束，约束条件(23)~(25)定义了 0-1 变量的取值范围。

2　多目标贪心免疫优化算法设计

为求解上述 NECB-CFLRPTW 模型，提出一种多目标贪心免疫优化算法(Multi-Objective Greedy Immune Optimization Algorithm，MOGIOA)。该算法引入抗体编码、抗体自适应克隆、领域搜索等特征。MOGIOA 流程如图 2 所示。

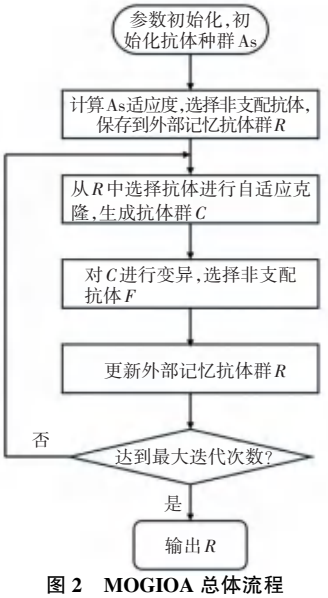

图 2　MOGIOA 总体流程

Fig. 2　General flowchart of MOGIOA

(1)首先随机初始化抗体种群，根据 NECB-CFLRPTW 各目标函数对所有抗体种群进行评估。

(2)计算抗体种群中每个抗体与抗原之间的亲和力以及抗体之间的亲和力。

(3)选取亲和力最高的 m 个抗体生成记忆集 R。将记忆集中的抗体按照抗体与抗原的亲和度降序排列。

(4)利用克隆算子对 m 个抗体进行克隆，得到种群 C。

(5)对群体 C 中的每个抗体进行突变。

(6)判断均匀变异后抗体是否优于变异前抗体，若更优，则进行邻域变异；如果更糟糕，则不进行邻域变异。

(7)将邻域变异后的抗体进行组合，得到种群 C^*，并与旧记忆集结合。

(8)选择抗体与抗原亲和力最高的 m 个抗体替换记忆集 M,在剩余的所有抗体中选择抗体与抗原亲和力最高的 p' 个抗体替换旧种群 P'。

(9)随机生成 d 个抗体,替换 P' 中抗体与抗原亲和力差的 d 个抗体。

(10)判断是否满足停止条件,若满足则停止循环,输出最优计划;如果不满足,返回(2)继续循环。

2.1 抗体编码

设计抗体编码格式如图 3 所示,为 $3 \times C$ 矩阵,其中第 1 层是站点编码层,取值为站点编码的随机排列;第 2 层是换电站编码层,取值是换电站编码与 0 号编码的随机抽取,这里 0 号编码为该行车路径不经过换电站;第 3 层编码是路径选择编码,红色框为抗体生成路径。

图 3 抗体数据结构

Fig. 3 Antibody data structure

2.2 选择非支配抗体

通过计算每个抗体的适应度函数,对抗体群 As 执行 Pareto 非支配排序。如果抗体处于同一 Pareto 等级,则计算抗体的拥挤度距离大小,将拥挤度距离大的放入外部记忆抗体 R 中。抗体 i 的拥挤度计算公式如下:

$$i_d = \left| \frac{f_{i,1} - f_{i-1,1}}{f_{\max,1} - f_{\min,1}} \right| + \left| \frac{f_{i,2} - f_{i+1,2}}{f_{\max,2} - f_{\min,2}} \right| \tag{26}$$

研究中,默认边缘抗体的拥挤度无限大。

2.3 抗体克隆

本文结合欧氏距离计算抗体之间的亲和力,抗体之间的差异越大,欧氏距离越大。由于各抗体之间的欧氏距离差异较大,为了增加可比性,进行取倒数操作。抗体之间的亲和力的公式为:

$$A_2(j) = \frac{1}{\sum_{i \neq j}^{m+p'} (1/\rho_{j,i})} \tag{27}$$

其中,$A_2(j)$ 表示第 j 个抗体的抗体间亲和力;m 表示克隆抗体的个数;p 表示未克隆抗体的个数;$\rho_{j,i}$ 表示 2 个抗体之间的欧氏距离。本文抗体第一二层编码的欧氏距离公式如下:

$$\rho_{j,i}^{1,2} = \sqrt{\sum_{h=1}^{H} (a_j(h) - a_i(h))^2} \tag{28}$$

$$\rho_{j,i}^{3} = 1 - \frac{|i \cap j|}{|i \cup j|} \tag{29}$$

其中,H 表示抗体的维数;$a_j(h)$ 表示第 j 个抗体的第 h 维数值;$a_i(h)$ 表示第 i 个抗体的第 h 维数值。本文抗体第 3 层编码为 0-1 变量编码,因此采用 Jaccard 距离进行衡量。

由于在迭代过程中种群趋于最优解,因此在抗体间亲和力逐渐降低的同时,需要保证能够克隆出更多的抗体用于后续的变异操作。抗体自适应克隆示意如图 4 所示。引入抗体间亲和力后的克隆算子可以表示为:

$$q_j = \text{round}(N_c \cdot A(j) / \sum_j A(j)) \tag{30}$$

其中,$N_c(j)$ 表示克隆抗体的规模,round 表示取整函数。

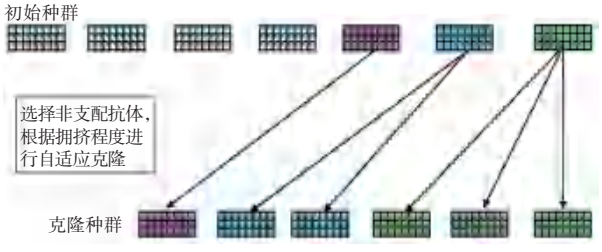

图 4 抗体自适应克隆

Fig. 4 Antibody adaptive cloning

2.4 交叉变异操作

研究中考虑到 NECB-CFLRPTW 问题中,NECB 可以选择不经过换电站,因此在第二层变异中,随机生成范围 $1-R$ 的 1 个位置数和范围 $0-J$ 的数据用于替换该位置内的数据。交叉变异的具体规则如下:

(1)将抗体的最后一个值与第一个值联系起来,形成一个圆。

(2)在抗体中随机选择 2 个不同的位置,在[0 1]之间产生一个随机数。

(3)当产生的随机数小于 0.5 时,对所选位置左边的值进行交换;大于等于 0.5 时,对所选位置右边的值进行交换。

3 算例分析

3.1 算例基本参数

为验证所提算法的有效性,本小节通过某地区实际案例对算法有效性进行验证,NECB-CFLRPTW 的算例根据实际情况改编为 3 组不同大小的算例 A、算例 B 和算例 C。各算例包含不同的站台数量、候选换电站数量、乘客需求。具体参数见表 1、

表 2。

表 1　算例 A、B 和 C 的基本参数 1

Table 1　Basic parameters1 of Examples A，B，and C

算例	C	R	O	总乘客数量	最大 K 数量
A	20	10	1	1.5e3	5
B	40	20	1	3.5e3	10
C	60	30	1	4.5e3	20

表 2　算例 A、B 和 C 的基本参数 2

Table 2　Basic parameters2 of Examples A，B，and C

参数	数值	参数	数值
K 单位路程电耗	1	R 换电容量	5
R 建设成本	150	时间窗(相对值)	[-10,0]
K 启用成本	100	K 单位速度	1
超时惩罚因子	1 000	K 超运惩罚	1 000
K 最大容量	100	K 超启用惩罚	10 000

由于算例 A、B 和 C 的规模大小不同，为了保证都能达到收敛解，研究中为各算例设置不同的最大迭代次数，同时为了保证后续算法对比的公平性，其余算法的参数均统一不变，MOGIOA 算法基本参数见表 3。

表 3　MOGIOA 算法基本参数

Table 3　Basic parameters of the MOGIOA algorithm

算例	最大迭代次数	初始种群	免疫个体	抗体混合比例
A	1 000	1 000	200	1∶1
B	3 000	1 000	200	1∶1
C	6 000	1 000	200	1∶1

3.2　算例结果分析

(1) 算例 A 结果分析。根据研究提出的 MOGIOA 算法流程和上述参数设置，在 Matlab 2020b 平台上编写程序进行验证。图 5 给出了算例 A 中 MOGIOA 算法迭代曲线，其中 f_1 适应度和 f_2 适应度均取为当前迭代时帕累托解集的均值。由图 5 中可以看出 f_1 适应度在前 50 次迭代中下降幅度较大，在 400 次迭代后 f_1 和 f_2 趋于收敛。

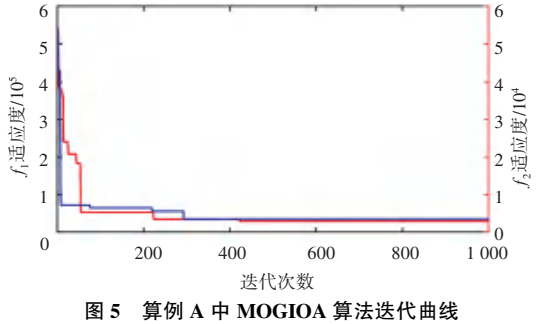

图 5　算例 A 中 MOGIOA 算法迭代曲线

Fig. 5　MOGIOA algorithm iteration curve in Example A

为了对比所提出的 MOGIOA 算法在收敛时间和最优解上的性能，将本文所提出的 MOGIOA 算法和传统免疫算法、无贪心初始化的 MOGIOA 算法、无邻域搜索的 MOGIOA 算法进行了比较，基于算例 A 将各算法运行 10 次，取平均值，对比结果如图 6 所示。对于 f_1 和 f_2 值取 Pareto 解集的平均值。从图 6 中可以看出，完整的 MOGIOA 算法相比传统免疫算法、无贪心初始化的 MOGIOA 算法所需时间增加 25.86%、7.53%、12.42%，f_1 值优化能力提升 31.24%、10.35%、24.52%。

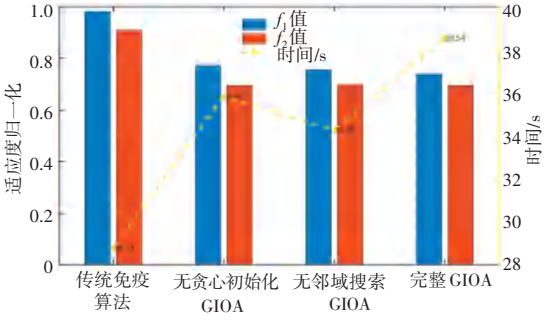

图 6　算例 A 中各免疫算法平均适应度对比

Fig. 6　Comparison of average fitness of various immune algorithms in Example A

(2) 算例 B 结果分析。图 7 给出了算例 B 中随算法迭代，Pareto 集合中 f_1 平均值和 f_2 平均值的变化。从图 7 中可以看到：算法在约 500 次迭代之后，f_1 平均值和 f_2 平均值不再发生大范围变化，并能够保持较为稳定直到算法结束，说明算法在迭代过程中可以快速逼近最优解，并具有在有限的迭代次数内收敛到最优解或接近最优解的能力。算法在迭代过程中没有出现震荡或波动现象。

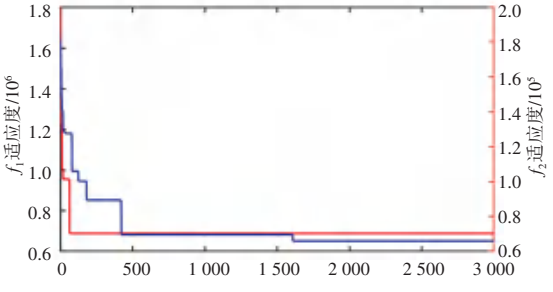

图 7　算例 B 中 MOGIOA 算法迭代曲线

Fig. 7　MOGIOA algorithm iteration curve in Example B

图 8 是各免疫算法平均适应度对比。从图 8 中可以看出，完整的 MOGIOA 算法相比传统免疫算法、无贪心初始化的 MOGIOA 算法所需时间增加 70.96%、34.01%、25.65%，f_1 值提升 35.62%、6.35%、19.54%，f_2 值提升 48.62%、19.56%、20.18%。

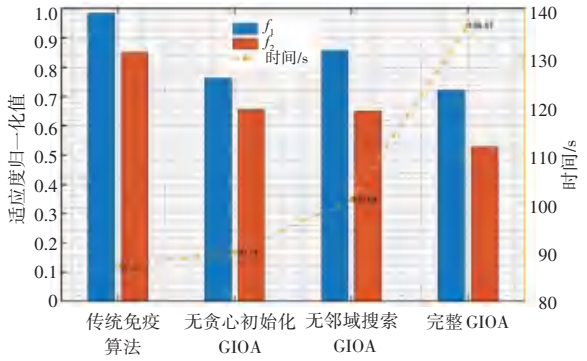

图 8 算例 B 中各免疫算法平均适应度对比

Fig. 8 Comparison of average fitness of various immune algorithms in Example B

(3)算例 C 结果分析。图 9 给出了算例 C 中 MOGIOA 算法迭代曲线。从图 9 可以看出,在大规模的算例 C 中,本算法在前 500 次迭代中大幅度下降,2 000 次迭代后趋于收敛,展示出本算法具有较好的寻优和收敛能力。

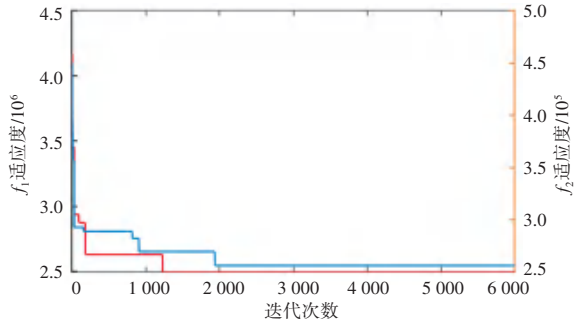

图 9 算例 C 中 MOGIOA 算法迭代曲线

Fig. 9 MOGIOA algorithm iteration curve in Example C

图 10 是本算法和其他算法的对比图。图 10 中,f_1 值相比于传统免疫算法、无贪心初始化 GIOA、无邻域搜索 GIOA 提升 51.52%、35.67%、38.64%,f_2 数值提升 53.54%、34.61%、38.95%。

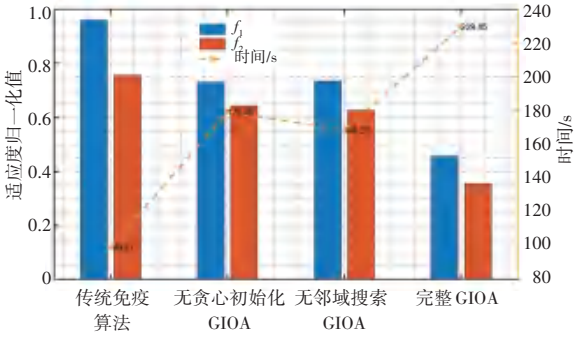

图 10 算例 C 中各免疫算法平均适应度对比

Fig. 10 Comparison of average fitness of various immune algorithms in Example C

为了比较本文所提算法的性能,将本文算法和多目标粒子群、NSGA-Ⅱ算法进行比较。基于上述算例 A、算例 B 和算例 C 的参数设置,基于同环境配置采用各算法进行 10 次求解,寻优结果见表 4。

表 4 中,最优值是迭代结束后 Pareto 解集中的 f_1、f_2 最小值,平均值是 Pareto 解集中的 f_1、f_2 平均值。从表 4 计算结果来看,本文所提 MOGIOA 算法能够有效地找到最优解。具体来说,MOGIOA 算法能在算例 A(小规模)、算例 B(中等规模)和算例 C(大规模)中均能找到和其他算法更优或相等的解。本文 MOGIOA 算法所用时间在 MOPSO 和 NSGA-Ⅱ之间,能够在合理的时间内求解大规模算例。

表 4 各算法对比结果

Table 4 Comparison results of various algorithms

算例	MOGIOA					MOPSO					NSGA-Ⅱ				
	f_1 适应度最优值	f_2 适应度最优值	f_1 适应度平均值	f_2 适应度平均值	平均时间/s	f_1 适应度最优值	f_2 适应度最优值	f_1 适应度平均值	f_2 适应度平均值	平均时间/s	f_1 适应度最优值	f_2 适应度最优值	f_1 适应度平均值	f_2 适应度平均值	平均时间/s
A	46 514.2	3 427.8	46 585.3	3 477.4	36.24	46 671.6	3 427.4	46 827.7	3 498.1	31.75	46 512.7	3 427.6	46 617.5	3 480.4	42.58
B	76 924.4	7 254.6	77 151.4	7 257.1	127.58	76 975.3	7 282.1	77 655.4	7 315.5	128.47	77 102.6	7 265.8	77 354.1	7 285.9	169.41
C	268 750.7	25 017.3	268 917.5	25 066.4	224.52	268 854.1	25 127.3	268 924.4	25 158.9	234.58	268 574.7	25 174.8	269 540.5	25 247.3	319.52

4 结束语

本文针对公交换电站选址路径优化问题建立了 NECB-CFLRPTW 数学模型,并基于 GIOA 算法进行扩展,建立 MOGIOA 算法进行求解,并在大中小三个规模的算例上进行算法对比分析,验证了本文算法的有效性。首先,建立包含负载容量约束、电池容量约束和时间窗口约束下的换电站选址和客车路径优化模型。与现有的换电站选址路径研究相比,本模型考虑了客户出行满意程度和总运行成本,建立了包含时间窗口和容量限制的 NECB-CFLRPTW 数学模型。然后,引入邻域搜索和抗体自适应克隆,提出了 MOGIOA 算法,用以解决该问题。最后,设计大中小三种规模的算例,从而在实验研究中验证该算法。计算结果表明,与传统免疫算法、粒子群算法、NSGA-Ⅱ算法相比,本算法在大中小规模算例中均可以有效地达到或接近最优的解。

参考文献

[1] 吕应龙. 考虑城市交通流的电动公交车换电站选址与定容优化方法[D]. 广州:广东工业大学,2022.

[2] 邓昌棉. 基于运营大数据电动出租车的充电站选址及充电配置优化研究[D]. 苏州:苏州大学,2020.

[3] 张文会,苏嘉祺,哈字洪等. 电池交换式纯电动公交充电站选址定容模型[J]. 华南理工大学学报(自然科学版),2023,51(10):126-134.

[4] MAK H Y, RONG Ying, SHEN Z J M. Infrastructure planning for electric vehicles with battery swapping [J]. Management Science, 2013, 59(7): 1557-1575.

[5] WANG Yingwei, CHUAH-CHIH L. Locating road-vehicle refueling stations[J]. Transportation Research Part E, 2009, 45(5): 821-829.

[6] WANG Yingwei. Locating battery exchange stations to serve tourism transport: A note[J]. Transportation Research Part D, 2008, 13(3): 193-197.

[7] REN Yulong, SHI Lefeng, ZHANG Qian, et al. Study on optimal distribution and scale of electric vehicle charging stations[J]. Power System Automation, 2011, 35(14): 53-57.

[8] HAN Xiao, JIANG Jiuchun, ZHANG Weige. Operation planning and simulation of pure electric bus charging stations [J]. Microcomputers, 2011, 32(2): 88-91.

[9] KANG Jiguang, WEI Zhenlin, CHENG Danming, et al. Research on charging modes and construction of charging stations for electric vehicles[J]. Electric Power Demand Management, 2009, 11(5): 64-66.

[10] XU Fan, YU Guoqin, GU Linfeng, et al. Analysis of main factors affecting layout planning of electric vehicle charging stations[J]. East China Electric Power, 2009, 37(10): 1678-1682.

[11] BREUNIG U, BALDACCI R, HARTL R, et al. The electric two-echelon vehicle routing problem[J]. arXiv preprint arXiv, 1803.03628,2018.

[12] CONRAD R G, FIGLIOZZI M A. The recharging vehicle routing problem [C]//Proceedings of 2011 Industrial Engineering Research Conference. Reno, USA: IISE Norcross, 2011:8.

[13] ERDOGAN S, MILLER-HOOKS E. A green vehicle routing problem[J]. Transportation Research Part E, 2012, 48(1): 100-114.

[14] WORLEY O, KLABJAN D, SWEDA T M. Simultaneous vehicle routing and charging station sitting for commercial electric vehicles [C]//Proceedings of International Electric Vehicle Conference (IEVC). Piscataway,NJ:IEEE, 2012:1-3.

[15] LIU Huaxu. Research on optimization of joint distribution scheduling based on characteristics of electric vehicles [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2012.