

基于改进鲸鱼优化算法的电动汽车充电站选址优化研究

张培培 张斌武

河海大学研究生院数学学院，江苏南京，211100；

摘要：充电基础设施体系的完善对新能源汽车行业发展有较大的影响。本文构建了以运营商投资成本最小化和用户满意度最大化为优化目标的选址模型，并以传统鲸鱼优化算法为基础，提出了基于 Nelder-Mead 单纯形算法的改进策略。最后以南京市鼓楼区为例进行算例分析，运用改进鲸鱼优化算法对充电站选址定容模型进行求解，得到最优选址定容方案。为进一步验证解空间的全局最优性，本文研究构建了混合优化框架——以传统鲸鱼优化算法的渐进最优解为初始基准，通过 Benders 分解进行二次优化。验证发现 Benders 分解揭示了理论最优解的存在性边界，而基于 Nelder-Mead 单纯形算法的改进策略凭借其快速迭代响应能力和动态场景适应性，成为大规模实时选址决策的更优选择。

关键词：电动汽车充电站选址；多目标优化；改进的鲸鱼优化算法；X-means 聚类算法

DOI：10.69979/3041-0673.25.11.007

引言

现有充电站网络存在覆盖不足、建设不完善等问题。因此，需科学规划充电站的布局，以优化能源利用和提升社会效益。

最优选址一直是学术界研究的热点问题。程佳欣^[1]构建了多目标规划模型，使用改进随机漂移粒子群算法求解。孟涛^[2]构建多目标充电站选址定容模型，利用 BP 神经网络和改进蚁群算法求得最优解。杨^[3]等以建设维护成本、用户损失成本及设备自充电成本总和最小为目标，采用遗传算法确定充电站的数量、位置及设备配置。冯鑫^[4]以用户充电需求和运营商成本最低为目标，运用 NSGA-II 算法解决多目标选址问题。李^[5]等将 Tent 混沌映射反向学习和动态惯性权重策略融入飞蛾扑火优化算法，提出混沌反向学习算法优化选址。彭^[6]等提出选址定容方法，目标是 minimized 建设成本并最大化需求覆盖，用遗传算法求解最优方案。江^[7]等以社会总成本最小化为目标，构建规划模型，并通过自适应粒子群优化算法 (CPSO) 求解。

现有研究主要集中在以总成本最小化为唯一目标建立模型，未能兼顾用户满意度与建设成本的平衡。本文将用户满意度与充电站投资成本相结合，最小化两者的综合成本并以传统鲸鱼优化算法为求解框架，提出了改进策略以提高求解效率。

1 选址定容模型的建立

1.1 目标函数

本文以运营商总投资成本最小化以及用户满意度最大化为目标，建立多目标模型：

(1) 最小化充电站投资总成本 TC：

TC 包括固定成本 FC、建设成本 CC、运营维护成本 OM，具体形式如下：

$$\left\{ \begin{aligned} \min TC &= \sum_{j=1}^M y_j \left(\frac{r(1+r)^n}{(1+r)^n - 1} (FC_j + CC_j) + OM_j \right) \\ &= \sum_{j=1}^M y_j (FC_j + (1+\gamma)CC_j) \frac{r(1+r)^n}{(1+r)^n - 1} \\ CC_j &= CP_j + PC_j \\ CP_j &= CP_{1j} \cdot N_{1j} + CP_{2j} \cdot N_{2j} \\ &= \sum_{l=1}^2 CP_{lj} \cdot N_{lj} \\ PC_j &= \varphi_1 \cdot N_{1j} + \varphi_2 \cdot N_{2j} \\ &= \sum_{l=1}^2 \varphi_l \cdot N_{lj} \\ OM_j &= \gamma \cdot CC_j \end{aligned} \right. \quad (1)$$

式(1)中 j 为待建充电站候选点； $\frac{r(1+r)^n}{(1+r)^n - 1}$ 为现金折算系数； r 为贴现率； n 为运营年限； M 为规划区充电站总数； γ 为运营维护成本 OM_j 与建设成本 CC_j 之间的折算系数； CP_j 表示充电站 j 内充电桩购买成本； PC_j 表示充电站 j 内相关设施设备购买修建成本。 $l = \{1, 2\}$ ， $l = 1$ 表示快充充电桩， $l = 2$ 代表慢充充电桩。

(2) 最大化用户综合满意度 CS：

CS 包括充电距离满意度 DS、等待时间满意度 TS，具体形式如下：

$$\left\{ \begin{aligned} \max CS &= \omega_1 \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} q_i DS(d_{ij}) Y_{ij} + \omega_2 \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} q_i TS(t_j) Y_{ij} \\ &= \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} q_i (\omega_1 DS(d_{ij}) + \omega_2 TS(t_j)) Y_{ij} \\ DS(d_{ij}) &= \begin{cases} 0 & , d_{ij} \geq d_U \\ \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \cdot f(d_{ij}), d_L \leq d_{ij} \leq d_U \\ 1 & , 0 < d_{ij} \leq d_L \end{cases} \quad (2) \\ f(d_{ij}) &= \cos\left(\frac{\pi}{2} + \frac{\pi}{d_U - d_L} (d_{ij} - \frac{d_U + d_L}{2})\right) \\ TS(t_j) &= \begin{cases} \frac{2e^{-\alpha(t_j - t_{\min})}}{1 + e^{-\alpha(t_j - t_{\min})}} & , t_j > t_{\min} \\ 1 & , t_j \leq t_{\min} \end{cases} \end{aligned} \right.$$

式(2)中 ω_1 和 ω_2 分别为充电距离和排队时间的满意度权重; q_i 表示需求点*i*处用户需求量。距离满意度^[1] $DS(d_{ij})$ 中, d_{ij} 为需求点*i*到充电站候选点*j*间距离; d_L 为用户满意度为1时所容忍的最大距离, $d_L = R/20$; d_U 为用户满意度为0时所容忍的最小距离, $d_U = R/2$, R 为电动汽车总续航里程设为200。用户等待时间满意度^[10] $TS(t_j)$ 中, t_j 表示充电站候选点*j*的用户等待时间; t_{\min} 表示用户在满意度为1时容忍的最大排队等待时间,设为3; α 是一个为正的敏感系数,取值0.1。

应用排队论方法计算等待时间 t_j ,假设电动汽车到达充电站的数量服从泊松分布,且充电站遵循先到先服务的原则。用户排队等待时间^[20]见式(3-6):

$$t_j = \frac{(N_j \rho_j)^{N_j} \rho_j}{N_j! (1 - \rho_j)^2 \lambda_j} * P_0 \quad (3)$$

$$P_0 = \left(\sum_{k=0}^{N_j-1} \frac{\rho_j^k}{k!} + \frac{1}{N_j!} \cdot \frac{1}{1 - \rho_j} \left(\frac{\lambda_j}{\sum_{l=1}^2 \beta_l} \right)^{N_j} \right)^{-1} \quad (4)$$

$$\rho_j = \frac{\lambda_j}{\sum_{l=1}^2 \beta_l} \quad (5)$$

$$N_j = N_{1j} + N_{2j} \quad (6)$$

ρ_j 表示充电站*j*充电桩服务强度; λ_j 表示充电站*j*单位时间内电动汽车到达充电站的数量; β_l 表示第*l*种充电桩的平均服务效率; P_0 表示充电站内充电桩全部空闲的概率。

1.2 约束条件

$$\left\{ \begin{aligned} Y_{ij} &\leq y_j, \forall i \in I, \forall j \in J \quad (7) \\ \sum_j Y_{ij} y_j &\geq 1, \forall i \in I, \forall j \in J \quad (8) \\ N_{\min} &\leq N_{ij} \leq N_{\max}, N_{ij} \in \mathbb{N}, \forall j \in J \quad (9) \\ 0 &\leq d_{ij} \leq d_U \quad (10) \\ \sum_j Y_{ij} &= 1, \forall i \in I \quad (11) \\ \sum_j y_j &= M \quad (12) \end{aligned} \right.$$

$$y_j = \begin{cases} 0, & \text{充电站候选点 } j \text{ 处不建站} \\ 1, & \text{充电站候选点 } j \text{ 处建站} \end{cases} \quad (13)$$

$$Y_{ij} = \begin{cases} 0, & \text{从需求点 } i \text{ 不前往候选点 } j \text{ 处充电} \\ 1, & \text{从需求点 } i \text{ 前往候选点 } j \text{ 处充电} \end{cases} \quad (14)$$

式(7)为需求点*i*处用户前往候选点充电站*j*处充电的前提是候选点充电站*j*已建充电站;式(8)为所有需求点都被分配到相应充电站;式(9)为充电桩的数量约束;式(10)为用户从需求点*i*前往充电站候选点*j*的距离约束;式(11)为用户只能从一个需求点去一个充电站;式(12)为待建充电站数。

通过线性加权将上述多目标非线性整数规划模型转化为单目标规划模型:

$$\min Z = \xi_1 Z_1 - \xi_2 Z_2 \quad (15)$$

$$Z_1 = \frac{TC - TC_{\min}}{TC_{\max} - TC_{\min}} \quad (16)$$

$$Z_2 = \frac{CS - CS_{\min}}{CS_{\max} - CS_{\min}} \quad (17)$$

其中, ξ_1 是投资成本的权重系数, ξ_2 是综合满意度的权重系数,且 $\xi_1 > 0, \xi_2 > 0, \xi_1 + \xi_2 = 1$ 。

2 基于改进的鲸鱼优化算法模型求解

2.1 鲸鱼优化算法原理

鲸鱼优化算法(Whale Optimization Algorithm, WOA)是一种基于鲸鱼群体智能行为的优化算法,主要通过模拟鲸鱼在寻找最佳猎物时的行为进行搜索。

2.1.1 模拟鲸鱼围捕猎物

收缩包围机制:当 $p < 0.5, |A| < 1$ 时,鲸鱼通过围绕猎物缩小包围圈更新自己的位置,见式(18)。

$$\begin{cases} X(t+1) = X^*(t) - A \cdot D_1 \\ D_1 = |C \cdot X^*(t) - X(t)| \end{cases} \quad (18)$$

其中, $X(t)$ 是当前鲸鱼的位置; $X^*(t)$ 是当前最优解;收缩系数 $A = 2 \cdot \text{rand} \cdot a - a$, rand 是 $[0,1]$ 内的随机数, a 是随时间递减的距离控制参数, $a = 2 - 2 \cdot \frac{t}{t_{\max}}$;螺旋系数 $C = 2 \cdot \text{rand}$ 。

螺旋更新位置:当 $p \geq 0.5$ 时,鲸鱼沿以猎物为中心的螺旋轨迹移动进行位置更新,见式(19)。

$$\begin{cases} X(t+1) = D^* \cdot e^{i\pi z} \cdot \cos(2\pi z) + X^*(t) \\ D^* = |X^*(t) - X(t)| \end{cases} \quad (19)$$

r 是螺旋常数,通常设为1。 z 是 $[-1,1]$ 内的随机数,用于控制螺旋运动的形状。

2.1.2 模拟鲸鱼探索行为

在优化初期,鲸鱼通过随机搜索方式寻找可能的猎物。当 $p < 0.5, |A| \geq 1$ 时,鲸鱼个体远离猎物,按照随机选择的鲸鱼个体更新位置,见式(20):

$$\begin{cases} X(t+1) = X_{\text{rand}}(t) - A \cdot D_{\text{rand}} \\ D_{\text{rand}} = |C \cdot X_{\text{rand}}(t) - X(t)| \end{cases} \quad (20)$$

$X_{\text{rand}}(t)$ 代表随机选择个体所在的位置。

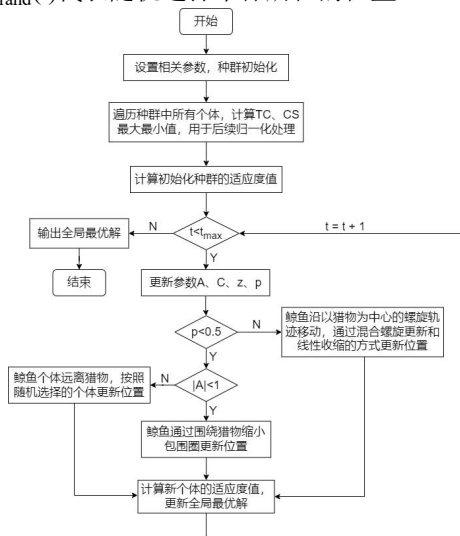


图1 鲸鱼优化算法流程图

鲸鱼优化算法首先随机生成初始鲸鱼群体, 每个鲸鱼个体表示一个潜在解。其次, 遍历种群中所有鲸鱼个体, 计算充电桩投资总成本 TC 和用户综合满意度 CS 的最值用于归一化处理, 计算初始化种群的适应度值。接着, 鲸鱼个体根据收缩系数 A、螺旋系数 C、用于控制螺旋运动形状的随机数 z、服从[0, 1]分布的随机数 p 进行位置更新, 计算位置更新后新个体的适应度值来更新全局最优解直至迭代结束。

2.2 基于Nelder-Mead单纯形算法^[11]的改进策略

基于Nelder-Mead单纯形算法的改进策略首先利用拉丁超立方体采样^[9] (latin hypercube sampling, LHS) 生成初始鲸鱼群体, 计算出投资总成本 TC、用户综合满意度 CS 的最值及初始化种群的适应度值。利用改进后的公式(21)更新距离控制参数 a, 当 $t < n$ 时, 利用 Nelder-Mead 单纯形方法生成更优解以替代原有解, 增强 Pareto 前沿的表现并加速收敛; 当 $t > n$ 时, 每迭代 p 次用 PAES 从档案中随机选择 N 个解进行局部搜索以找到更优解并添加到档案中。为避免陷入局部最优解并增强种群多样性, 鲸鱼将以一定概率进行随机反向搜索探索全局更优区域。

2.2.1 改进距离控制因子^[11]

在 WOA 中, 距离控制参数 $a = 2 - 2 \cdot \frac{t}{t_{\text{max}}}$ 。当迭代次数较少时, 迭代将在找到最优解之前结束。因此, 本文对因子 a 进行改进, 见式(21)。

$$\begin{cases} k = 2 \log_e\left(\frac{t}{t_{\text{max}}} \cdot e\right) \cdot r \\ a = k - k \cdot \frac{t}{t_{\text{max}}} \end{cases} \quad (21)$$

其中, t_{max} 表示最大迭代次数。

2.2.2 帕累托存档进化方法

帕累托存档进化策略 (Pareto Archived Evolution Strategy, PAES) 是一种用于多目标优化的进化算法, 构建和维护帕累托最优解集。PAES 使用一些包含非支配解档案, 在局部搜索过程中, 随机选择档案中的解进行局部优化。如果档案中只有一解, 则对其进行多次优化。生成的新解集会通过局部搜索逐步加入存档中。整个过程不断迭代生成和评估新解, 直到满足算法的终止条件。

2.2.3 反向学习方法

反向学习方法 (Opposition-based Learning, OBL) 是一种通过生成反向解来增强优化算法性能的策略。基本思想^[11]: 假设一候选解 x 在搜索空间中, 其值位于某个定义域 [a, b] 内, 那么它的反向解 x' 见式(22):

$$x' = a + b - x \quad (22)$$

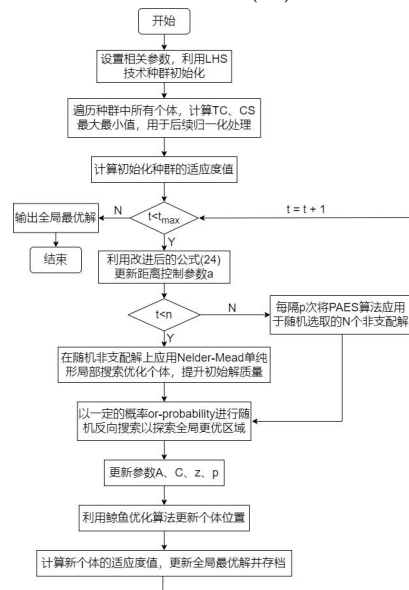


图2 基于Nelder-Mead改进算法的流程图

3 实例求解与结果分析

3.1 POI (Point of Information) 数据的获取

通过 Python 对高德地图开放平台 API 的接口爬取南京市鼓楼区的 POI 数据, 包含 id、名字、经纬度坐标、所属类别等信息。对获取到的 POI 数据, 按图 3 对各类别进行分类, 得工作区、住宅区、商业区、公共区、休闲区五大类区域的 POI 数据。

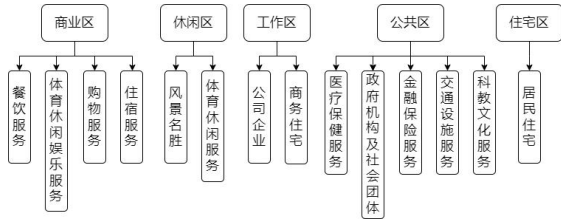


图 3 城市各功能区划分

3.2 充电需求的确定^[1]

设该区有 n 条路段， j_x 表示与编号为 j 的路口节点相连的第 x 个路段。 $p_t^x(j, j_x)$ 表示 t 时刻 j 节点和 j_x 相连的第 x 个路段的车流量密度，见式 (23)：

$$p_t^j = \sum_{x=1}^n p_t^x(j, j_x) \quad (23)$$

T 时间内电动汽车充电需求 Q 计算见式 (24)：

$$Q = \sum_{j=1}^N \int_0^T p_t^j \cdot \delta \cdot \sigma \cdot C_v dt \quad (24)$$

N 为该区域内的路口节点数， δ 为电动汽车保有量份额比例， σ 为电动汽车充电几率， C_v 是电动汽车电池平均容量。

3.3 X-means 聚类算法

利用结合贝叶斯信息准则 (BIC) 和 K-fold 交叉验证的 X-means 聚类算法聚类分析得各功能区的聚类结果图，见图 5-图 9：

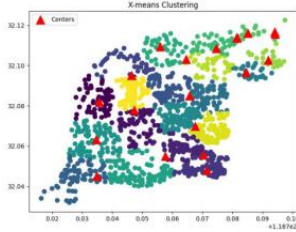


图 5 住宅区

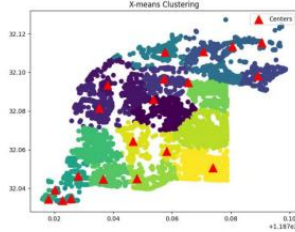


图 6 商业区

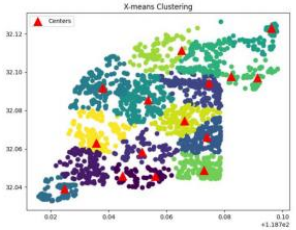


图 7 工作区

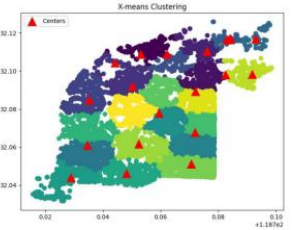


图 8 公共区

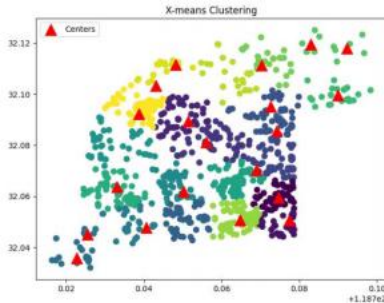


图 9 休闲区

表 1 各功能区聚类中心数及包含的 POI 数

功能区	聚类中心数	包含 POI 数
住宅区	20	1287
商业区	20	16547
工作区	15	11874
公共区	21	1158
休闲区	20	3556
总计	96	34422

3.4 基本参数设置

基于已有文献的研究^{[16][17]}，假设每个充电站固定投资为 100 万元；快慢充电桩单价分别为 10 万元和 0.8 万元；每个充电站充电桩建设数量分别为 4 和 16；充电站购买快慢充电桩的等效投资系数分别为 1 和 0.3；运营维护成本与建设成本之间的折算系数为 0.1；贴现率为 0.08；充电站投资运营年限为 20 年；快充充电桩平均充电功率为 60KW·h；电动汽车平均电容为 30KW·h；充电站内慢充充电桩平均充电功率为 7KW·h；待建充电站总数为 10；充电距离满意度权重和排队时间满意度权重分别为 0.4 和 0.6；电动汽车保有量的份额为 15%；电动汽车的充电几率为 10%。

3.5 候选点及车辆到达率的确定

将聚类中心作为充电需求点，计算出各需求点对应的需求量。通过阅读相关文献^[14]知：若初始点处没有建立站点，那么在距离初始点节点 $R/2$ 的距离应至少建立一个站点，以便半箱油可以到达；若在某位置建立了一个站点，则下一个建立的站点应该在 R 范围内。在得到各聚类点的基础上通过 DeLaunay 三角化方法绘制网络拓扑图。利用 Johnson 求解出所有 O-D 对最短路径，判断每个 O-D 对最短路径与 $(R/2, R)$ 的大小，若最短路径小于 $R/2$ ，则取初始点为建站候选点；若最短路径大于 $R/2$ ，则每隔 $R/2$ 的距离取一点作为建站候选点。某条 O-D 对最短路径上选取建站候选点个数满足：

$$N = \begin{cases} 1, & D \leq \frac{R}{2} \\ \left\lceil \frac{2D}{R} \right\rceil, & D > \frac{R}{2} \end{cases} \quad (25)$$

$$\text{计算车辆到达率: } \lambda_j = \frac{3}{1 + e^{-\frac{1}{n_j} \sum_i \frac{q_k}{D_i}}} \quad (26)$$

在确定所有 O-D 对最短路径上的候选点的基础上，计算到达该候选点 j 的车辆到达率。

其中， $\sum_k q_k$ 是第 i 条 O-D 对最短路径上所有需求点 k 的需求量总和； D_i 是第 i 条 O-D 对最短路径的距离。

3.6 改进算法求解结果分析

利用 Python 编写算法代码对充电站选址实例进行求解。种群规模为 30，迭代次数为 100，运行得鲸鱼优化算法及其改进策略下的求解迭代曲线，见图 10-11：

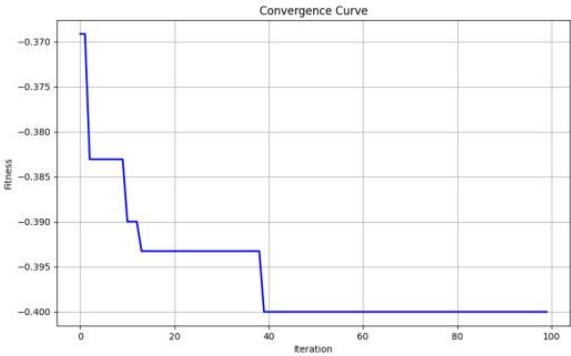


图 10 鲸鱼优化算法求解迭代曲线

由图 10 可知，经 14 次迭代，收敛曲线从-0.3691 波动下降至-0.3932；最终经 40 次迭代收敛曲线波动至-0.4，算法求解至最优解处。

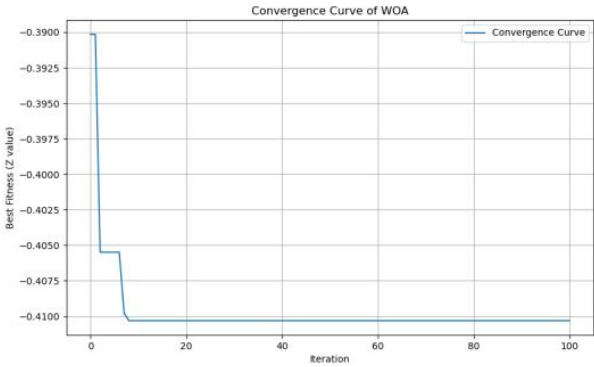


图 11 基于 Nelder-Mead 改进算法的

3.7 求解迭代曲线

由图 11 可知，经首次迭代，收敛曲线从-0.3901 波动下降至-0.4055；在迭代第 7 次后收敛曲线由-0.4098 波动至-0.4103，算法求解至最优解处。

比较两种算法的求解迭代曲线可以发现改进算法求解效果更优。初始迭代值方面，改进策略的初始值-0.3901 小于传统鲸鱼优化算法的-0.3691，这意味着算法在种群初始化步骤中引入 LHS 能有效提高算法的全局搜索能力。收敛值方面，改进策略最终收敛至-0.4103 小于传统鲸鱼优化算法的收敛值-0.4。迭代次数方面，改进策略的 7 次迭代远小于传统鲸鱼优化算法的 40 次迭代，收敛速度提升了 82.5%且解质量提高了 2.58%。本文最后利用基于 Nelder-Mead 单纯形算法的改进策略求解南京市鼓楼区电动汽车充电站建站位置及充电桩的数量设置，见图 12 和表 2。

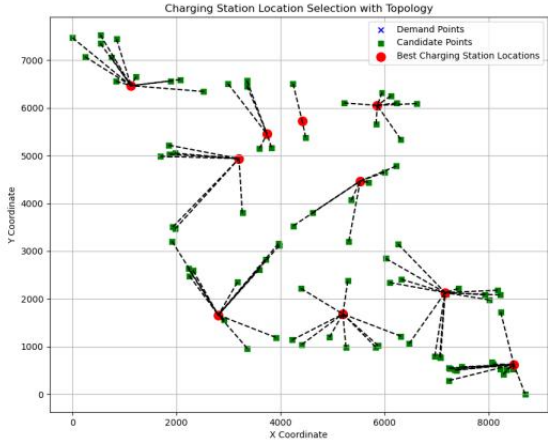


图 12 基于 Nelder-Mead 改进算法的充电站位置图示

表 2 基于 Nelder-Mead 改进算法的充电站建站经纬度坐标及快慢充电桩的数量设置表

Lon	Lat	N1	N2
118.743143	32.103268	10	8
118.764638	32.103007	4	9
118.757598	32.054980	4	16
118.794132	32.115530	9	5
118.767636	32.069971	4	9
118.728077	32.046280	5	10
118.746716	32.064402	12	9
118.751547	32.058298	12	16
118.782281	32.097687	5	5
118.770564	32.051175	6	14

4 结束语

本文基于已有电动汽车充电站选址研究提出了一种平衡运营商的投资成本与用户的综合满意度的充电站选址优化模型。为有效求解该模型，基于传统鲸鱼优化算法提出改进策略并进行实例验证。结果显示，基于 Nelder-Mead 单纯形算法的改进策略在电动汽车充电站选址问题中有较好的实用价值。为进一步验证解空间的全局最优性，本研究构建了混合优化框架——以传统鲸鱼优化算法输出的解为初始基准，通过 Benders 分解进行二次优化，最终获得-0.5915 的全局最优解，较传统算法提升 47.87%。值得强调的是，Benders 分解的实现高度依赖传统鲸鱼优化算法提供的初始可行解与参数归一化基础，而基于 Nelder-Mead 单纯形算法的改进策略在独立运行时无需人工归一化处理即可直接输出工程可用解。Benders 分解揭示了理论最优解的存在性边界，而改进策略凭借 7 次迭代快速响应能力和动态场景适应性，成为大规模实时选址决策的更优选择，为智能算法与数学规划方法的协同应用提供了新的方法论启示。尽

管如此,本文也意识到一些局限性,在实际应用中,用户的个人偏好、道路拥堵情况等也是影响充电站选址的变量。未来的研究可以考虑将这些因素纳入模型,进一步提高充电站选址的精确性和有效性。

参考文献

- [1]程佳欣.城市电动汽车充电站选址定容规划研究[D].上海电机学院,2023.
- [2]孟涛.电动汽车充电站智能选址定容方法研究[D].太原科技大学,2022.
- [3]杨亚璵,宾涛.电动汽车集中型充电站选址定容模型[J].交通运输系统工程与信息,2024,24(03):204-212.
- [4]冯鑫.基于充电需求分析的电动汽车充电站选址研究[D].重庆理工大学,2023.
- [5]李宏玉,张孝民,姜晨辉,等.基于改进飞蛾扑火算法的电动汽车充电站选址[J].电气自动化,2023,45(05):113-114+118.
- [6]彭国财,邓玉珍,张邻.基于遗传算法的电动汽车充电站选址定容研究[J].科学技术创新,2024,(02):1-4.
- [7]江晋剑,朱纬纲.基于自适应粒子群算法的电动汽车充电桩布局优化[J].安庆师范大学学报(自然科学版),2023,29(04):47-51.
- [8]J. D. Knowles and D. W. Corne, "Approximating the Nondominated Front Using the Pareto Archived Evolution Strategy," in *Evolutionary Computation*, vol. 8, no. 2, pp. 149-172, June 2000.
- [9]Farshid Kiomarsi, Ali Asghar Shojaei, Sepher Soltani, Choosing an optimal connecting place of a nuclear power plant to a power system using Monte Carlo and LHS methods, *Nuclear Engineering and Technology*, Volume 52, Issue 7, 2020, Pages 1587-1596, ISSN 1738-5733.
- [10]马云峰,杨超,张敏,等.基于时间满意的最大覆盖选址问题[J].中国管理科学,2006,(02):45-51.
- [11]于艾清,濮梦燕,王育飞,等.基于改进鲸鱼算法的分布式电源规划方法[J].电测与仪表,2024,61(08):63-69.
- [12]高琴,虞水,杨一童,等.基于人工智能的医疗物资调度优化决策方法[J].电子设计工程,2024,32(16):82-86.
- [13]张发红,柳红全,王红徐,等.基于改进NSWOA优化算法的水库清淤施工多目标优化[J/OL].水力发电,1-6[2024-09-23].
- [14]Ismail Capar & Michael Kuby (2012) An efficient formulation of the flow refueling location model for alternative-fuel stations, *IIE Transactions*, 44:8, 622-636.
- [15]冯鑫.基于充电需求分析的电动汽车充电站选址研究[D].重庆理工大学,2023.
- [16]张强.基于多目标优化的电动汽车充电站选址研究[D].燕山大学,2021.
- [17]陈玉如.基于改进人工鱼群算法的电动汽车充电站选址优化研究[D].重庆交通大学,2023.