

# 双目标优化与覆盖率约束融合的城市电动汽车 充电站选址研究

李建勋<sup>1†</sup>, 刘思雨<sup>1</sup>, 张赫<sup>2</sup>, 张若晨<sup>1</sup>

(1. 西安理工大学 经济与管理学院, 西安 710054; 2. 东北师范大学 信息科学与技术学院, 长春 130117)

**摘要:** 针对当前城市电动汽车充电站选址忽视成本与服务水平的权衡关系、覆盖率未被作为刚性约束等问题, 提出一种双目标优化与覆盖率约束融合的选址模型, 并设计改进鲸鱼优化算法 (IWOA) 求解帕累托最优解集. 首先, 将覆盖率设为刚性约束, 建立以最大化服务水平与最小化全周期总成本为核心的双目标规划模型, 该模型采用基于余弦的距离满意度函数和 M/M/s 排队模型量化服务水平, 通过资本回收因子整合快/慢充电偏好及高峰时段修正进行成本评估; 其次, 在算法设计上引入自适应权重控制、混合搜索策略及局部搜索增强, 提升算法的全局搜索能力与收敛效率; 最后, 基于西安市实际数据选取 80 个需求点、64 个候选站点, 通过算例分析对比 IWOA 与其他算法的性能, 并构建成本-服务水平-覆盖率三维决策框架展示约束条件对优化目标的影响. 结果表明, 所提出方法在覆盖率约束 0.8 时实现最优权衡, 服务覆盖率提升至  $93.6 \pm 1.7\%$ , 全周期成本降低至  $1224 \pm 73$  万元, 用户平均排队等待时间缩短至  $3.3 \pm 0.4$  min.

**关键词:** 电动汽车充电站; 双目标优化; 覆盖率约束; 改进鲸鱼优化算法; 三维决策空间

**中图分类号:** TM910.6; U491.8 **文献标志码:** A

**DOI:** 10.13195/j.kzyj.2025.0912

**引用格式:** 李建勋, 刘思雨, 张赫, 等. 双目标优化与覆盖率约束融合的城市电动汽车充电站选址研究 [J]. 控制与决策, xxxx, x(x): xxxx-xxxx.

## Research on the site selection of urban electric vehicle charging stations integrating dual-objective optimization and coverage constraints

LI Jianxun<sup>1†</sup>, LIU Siyu<sup>1</sup>, ZHANG He<sup>2</sup>, ZHANG Ruochen<sup>1</sup>

(1. School of Economics and Management, Xi'an University of Technology, Xi'an 710054, China; 2. College of Information Science and Technology, Northeast Normal University, Changchun 130117, China)

**Abstract:** Aiming at the current problems such as the trade-off between cost and service level in the location selection of urban electric vehicle charging stations, and the fact that coverage is not used as a rigid constraint, this paper proposes a site selection model that integrates dual-objective optimization and coverage constraints, and designs the Pareto optimal solution set with the improved whale optimization algorithm (IWOA). Firstly, the coverage rate is set as a rigid constraint, and a dual-objective programming model with maximizing service level and minimizing the total cost of the whole cycle is established, which uses the cosine-based distance satisfaction function and M/M/s queuing model to quantify the service level, and evaluates the cost by integrating fast/slow charging preferences and peak hour correction by capital recovery factors. Secondly, adaptive weight control, hybrid search strategy and local search enhancement are introduced in the algorithm design to improve the global search ability and convergence efficiency of the algorithm. Finally, based on the actual data of Xi'an, 80 demand points and 64 candidate sites are selected, and the performance of IWOA and other algorithms is compared through example analysis, and a cost-service-level-coverage three-dimensional decision-making framework is constructed to show the influence of constraints on the optimization goal. The results show that the method achieves the optimal trade-off when the coverage constraint is 0.8, the service coverage rate increases to  $93.6 \pm 1.7\%$ , the full-cycle cost is reduced to  $12 \pm 2473$  million yuan, and the average queue waiting time of users is shortened to  $3.3 \pm 0.4$  minutes.

收稿日期: 2025-09-01; 录用日期: 2026-01-31.

基金项目: 教育部人文社会科学研究青年基金项目 (25YJC630113); 陕西省哲学社会科学研究专项 (2025HZ1457); 陕西省教育厅一般专项科学研究计划项目人文专项 (25JK0162).

†通信作者. E-mail: xautljx@163.com.

**Keywords:** electric vehicle charging stations; dual-objective optimization; coverage constraints; improved whale optimization algorithms; Three-dimensional decision-making space

## 0 引言

近年来,电动汽车在全球范围内加速普及,已成为引领汽车产业绿色转型与技术升级的核心方向.根据《电动汽车产业发展规划(2021—2035年)》的部署,我国电动汽车保有量已突破2000万辆<sup>[1]</sup>.然而,充电基础设施的建设速度与布局合理性明显滞后,尤其在城市复杂路网环境中,充电需求呈现显著的时空异质性,用户充电体验差、“里程焦虑”问题日益凸显<sup>[2]</sup>.

国内外学者围绕电动汽车充电站选址问题开展了多角度研究,形成了较为丰富的理论与方法体系.

在技术与电网协同方面,Ahmad等<sup>[3]</sup>综述了充电站建设对电网运行效率与可靠性的影响,强调了分布式能源整合在提升充电基础设施稳定性的作用,为选址规划提供了电网适配基础.Villarraga-Bedoya等<sup>[4]</sup>通过文献综述分析了电动汽车充电站的最优位置对配电系统的影响,聚焦于负载均衡和电压稳定性,揭示了选址决策对电网可靠性的关键作用.于冬梅等<sup>[5]</sup>构建考虑中断风险的多目标优化框架,强调了可靠性机制对基础设施稳定性和应急能力的支撑作用.在优化模型与算法研究方面,王单等<sup>[6]</sup>针对电量消耗不确定性,纳入时间窗约束并设计自适应大邻域搜索算法.Kumar等<sup>[7]</sup>开发了多目标优化框架,用于电动汽车充电站和分流电容器的战略放置,考虑交通流因素,通过NSGA-III算法实现了位置与容量协同.Zhang等<sup>[8]</sup>基于NSGA-II提出电动汽车充电站的多目标选址方法,优化成本与覆盖,但算法收敛效率较低.Abdel-Basset等<sup>[9]</sup>建立了电动汽车充电站位置和尺寸的多目标优化模型,使用遗传算法处理不确定性,强调了尺寸决策对整体效率的影响.在经济性分析层面,刘炳胜等<sup>[10]</sup>提出了考虑区域资源均衡的电动公交充电站选址方法,通过混合整数规划最小化总成本,实证显示了均衡布局的经济效益.王延杰等<sup>[11]</sup>基于投资效益分析优化充电设施建设方案,引入净现值模型评估长期回报,但未充分考虑用户异质性.孙秉珍等<sup>[12]</sup>提出充电中断情景下的两阶段多目标区间选址优化模型,采用区间数处理需求波动并通过免疫优化算法求解.侯慧等<sup>[13]</sup>将充电时间成本与经济成本融入最优路径模型,证明了储能复合型充电站的综合效益提升.在服务水平与用户行为研究方面,张锐等<sup>[14]</sup>结合人群行为模型与排队模型,动态分析时变充电需求与交通流分布对服务

水平的影响.杨珍珍等<sup>[15]</sup>提出基于实际数据驱动的选址方法,通过聚类分析提升服务效率.曹慕昆等<sup>[16]</sup>基于M/M/c排队论构建多目标模型,优化充电拒绝率、桩利用率与投资成本.

虽然现有研究在电动汽车充电站选址领域取得了一定成果,但仍存在以下不足:其一,多将覆盖率为优化目标,忽视了覆盖率作为基本服务保障应优先满足的刚性约束属性;其二,面对复杂优化问题,现有算法往往收敛速度较慢且易陷入局部最优,标准鲸鱼优化算法(WOA)在处理此类约束问题时缺乏针对性改进;其三,模型分析中较少直观刻画覆盖率约束对决策空间的影响.针对上述不足,本文将充电服务覆盖率设定为刚性约束,构建融合覆盖率约束的双目标选址优化模型,以成本最小化与服务水平最大化为目标;在求解策略上,提出引入自适应权重与局部搜索机制的改进鲸鱼优化算法(IWOA),提升在约束优化环境下的收敛性能与解的质量;在结果分析中,构建成本-服务水平-覆盖率的三维分析框架,并结合西安市实际路网数据开展算例验证,证明所提方法能够提供较优的布局方案,为城市充电网络规划提供系统化、可操作的决策支持.

## 1 选址模型构建

### 1.1 问题描述与模型假设

本文以规划区域内已知的需求点集合 $J = \{j_1, j_2, \dots, j_n\}$ 和候选站址集合 $I = \{i_1, i_2, \dots, i_m\}$ 为基础输入,融合覆盖率为刚性约束,以协同优化服务水平最大化 $\max f_1$ 与全周期总成本最小化 $\min f_2$ 为目标函数构建选址决策模型,通过改进鲸鱼优化算法(IWOA)求解帕累托最优解集.模型输入参数包括需求点的空间分布数据、用户剩余电量阈值、快充/慢充服务率 $\mu_k$ 等关键指标,基于此,模型通过以下机制实现双目标协同:在服务层面 $f_1$ ,采用余弦型距离满意度函数刻画用户对充电站空间可达性的非线性衰减规律 $g_i(dis_{ij})$ ,结合M/M/s排队模型解析快充与慢充桩的平均排队等待时间 $g_i(dis_{ij})$ ,并利用用户选择概率 $p$ 加权计算综合服务效率 $(t_i, p, t_{i,k}, p_{0,ik})$ ;在成本层面,建立涵盖快充/慢充桩建设成本 $a_k$ 、站点固定成本 $C_i$ 及运维成本比例 $\eta$ 的全周期经济模型,通过资本回收因子(CRF)将一次性建设投资动态年化,实现全周期成本 $f_2$ 核算.

为确保双目标充电站选址模型的科学性与可操作性,本文在充分考虑实际城市交通与充电需求特

征的基础上, 提出如下假设: 首先, 本文假设城市区域内的候选充电站的基本数据可通过政府规划、地理信息系统 (GIS)、POI 数据及相关统计资料获得。其次, 电动汽车用户的充电需求是一个时空异质性问题, 可以通过历史数据与需求预测模型进行合理估计。用户选择充电站的决策受多个因素影响, 主要包括充电站的地理位置、平均排队等待时间和充电价格等。用户行为采用排队理论来估算站点的服务能力, 并使用效用函数描述用户选择充电站的行为特征。假设充电需求到达过程服从泊松分布, 服务时间服从指数分布, 并在不同时段和不同区域条件下存在差异。最后, 外部环境在模型求解周期内被认为是相对稳定的, 因此其对选址决策的影响可忽略不计。

## 1.2 变量说明

本文构建的电动汽车充电站选址模型以覆盖率满足、服务效率均衡与全周期成本控制为核心维度, 通过余弦型距离满意度函数和最大可接受距离量化用户充电便利性, 结合快充/慢充异构服务参数与 M/M/s 排队模型解析用户平均排队等待时间容忍阈值, 并通过资本回收因子 (CRF) 与运维成本比例核算全周期总成本。变量说明表 1 完整定义了模型涉及的集合、参数及决策变量, 为数学建模与算法求解提供基础支撑。

表1 选址模型变量说明表

变量符号	变量说明
$I, J$	候选点和需求点集合
$i \in I, j \in J$	充电站候选点索引, 用户需求点索引
$k \in \{fast, slow\}$	充电桩类型索引(快充/慢充)
<b>模型参数</b>	
$R, B, \alpha$	车辆续航里程, 剩余电量比例, 电量安全冗余系数
$d_{max}, d_{min}$	最大/最小可接受距候选点距离
$t_{max}, t_{min}$	最长/最短可接受平均排队等待时间
$\mu_k, c_k, a_k$	类型 $k$ 充电桩的服务速率/充电单价/建设成本
$p$	用户选择快充的概率
$\lambda_i, \lambda_{ik}$	候选点 $i$ 的到达率(辆/时), 候选点 $i$ 中类型 $k$ 的到达率(辆/时)
$o$	高峰修正因子
$\rho_{ik}, P_{0,ik}$	充电站候选点 $i$ 中 $k$ 的服务强度/空闲率
$d, r, \eta$	折现率, 充电站的运营寿命, 维护成本占初始成本比例
<b>决策变量</b>	
$x_i$	在候选位置 $i$ 是否建设充电站
$y_{ik}$	在候选位置 $i$ 建设的类型 $k$ 充电桩的数量
$z_{ij}$	需求点 $j$ 是否由充电站 $i$ 服务

## 1.3 目标函数构建

本文提出一种融合最大化服务水平和最小化全

周期总成本的双目标优化模型, 其中服务水平由距离满意度与偏好加权平均排队等待时间满意度联合表征, 总成本涵盖快慢充桩的异构建设成本与运维支出。双目标规划模型如下:

$$\max f_1 = \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} z_{ij} [\alpha \cdot g(dis_{ij}) + \beta \cdot g(t_i)]. \quad (1)$$

公式 (1) 中,  $f_1$  代表服务水平指标, 由用户的距离满意度和时间满意度加权构成,  $\alpha, \beta$  表示权重系数, 其中距离权重系数  $\alpha$  设为 0.6, 时间权重系数  $\beta$  设为 0.4, 满足  $\alpha + \beta = 1$ <sup>[17]</sup>。这一配置反映了电动汽车用户在充电站选择决策中对地理位置便捷性的相对较高重视程度, 同时也充分考虑了平均排队等待时间对用户体验的显著影响。本文在距离满意度函数中采用基于实际交通网络的最短路径距离作为阻抗指标。公式 (2) 中,  $g_i(dis_{ij})$  表示距离满意度;  $dis_{ij}$  表示充电站候选点与  $i$  需求点  $j$  在城市道路网络中的最短行驶距离 (单位: 公里), 该值通过道路网络最短路径算法 Dijkstra 结合真实道路数据 (OpenStreetMap) 计算得到, 并根据不同路段的限速条件进行调整。

$$g_i(dis_{ij}) = \begin{cases} 0, & d_{max} < dis_{ij} \\ \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \cos\left(\frac{\pi}{2} + \frac{\pi(dis_{ij} - \frac{d_{max} + d_{min}}{2})}{d_{max} - d_{min}}\right), & d_{min} \leq dis_{ij} \leq d_{max} \\ 1, & 0 < dis_{ij} < d_{min} \end{cases} \quad (2)$$

采用余弦函数计算距离满意度能够有效刻画用户对充电站空间可达性的非线性衰减规律, 余弦函数在  $[0, \pi]$  区间内单调递减, 且值域为  $[-1, 1]$ , 通过将其调整到  $[0, 1]$  区间内, 可以很好地反映距离与满意度之间的关系: 当距离  $d$  接近 0 时, 余弦函数值接近 1, 表示满意度最高; 当距离  $d$  接近最大可接受距离  $d_{max}$  时, 余弦函数值接近 0, 表示满意度最低<sup>[18]</sup>。这种非线性关系更符合实际情况, 即用户对距离的敏感度随着距离的增加而逐渐降低<sup>[19]</sup>。根据国家能源局发布的《2022 年中国电动汽车用户充电行为白皮书》, 发现用户在电量剩余 20% 时开始寻找充电站的现象普遍存在<sup>[20]</sup>。因此最大接受距离应基于剩余电量和续航里程动态调整, 确保车辆在电量耗尽前能够到达充电站, 如公式 (3)。

$$d_{max} = R * B * \alpha. \quad (3)$$

其中,  $R$  表示车辆的续航里程,  $B$  表示剩余电量,  $\alpha$  代表安全系数, 以确保车辆在电量耗尽前能够到达充电站。  $d_{min}$  表示可接受的最短距离, 取值为 1 km。

平均排队等待时间满意度函数如公式 (4)。

$$g_m(t_i) = \begin{cases} 0, & t_{\max}^m < t_i, \\ \frac{t_{\max}^m - t_i}{t_{\max}^m - t_{\min}^m}, & t_{\min}^m \leq t_i \leq t_{\max}^m, \\ 1, & t_i < t_{\min}^m \end{cases} \quad (4)$$

$$U_i^{wait} = \sum_{m=1}^M \pi_m \cdot g_m(t_i). \quad (5)$$

根据《电动汽车用户充电时间调查》，当平均排队等待时间超过该类车辆的最长可接受平均排队等待时间 $t_{\max}^m$ 时，用户满意度为0；当平均排队等待时间小于该类车辆的最短可接受平均排队等待时间 $t_{\min}^m$ 时，用户满意度为1。在本文中，将车辆类型分为短续航型、常规型、长续航型，在公式(4)中， $g_m(t_i)$ 表示第 $m$ 类车辆的满意度函数，采用分段线性函数以捕捉用户对平均排队等待时间感知； $t_i$ 表示用户在充电站候选点 $i$ 的平均排队等待时间。 $t_{\max}^m$ 和 $t_{\min}^m$ 分别表示 $m$ 类车辆可接受的最长平均排队等待时间和最短平均排队等待时间。这些阈值的选取参考相关实证文献，以反映城市车辆异质性：短续航型（续航<250 km） $t_{\min}^1 = 5$ ， $t_{\max}^1 = 20$ ；常规型（续航250-350 km） $t_{\min}^2 = 10$ ， $t_{\max}^2 = 30$ ；长续航型（续航>350 km） $t_{\min}^3 = 15$ ， $t_{\max}^3 = 45$ <sup>[21-22]</sup>。这一分类考虑范围焦虑影响，低续航车辆容忍度更低，确保模型更贴合实际。

在公式(5)中， $U_i^{wait}$ 表示候选站点 $i$ 的平均排队等待时间满意度， $\pi_m$ 表示第 $m$ 类车辆占比权重，满足 $\sum \pi_m = 1$ ， $\pi_m \in [0, 1]$ 。该公式计算候选站点 $i$ 的整体平均排队等待时间满意度，采用加权平均形式： $U_i^{wait} = \sum_{m=1}^M \pi_m \cdot g_m(t_i)$ ，其中 $g_m(t_i)$ 为第 $m$ 类车辆的等待时间满意度函数。

在充电站运营过程中，当所有充电桩均处于占用状态时，用户需进入排队队列等待服务。在本文中，充电站的服务分配机制是基于用户到达的随机性、服务时间分布、服务强度约束以及用户选择偏好等多因素综合考虑的。充电站的分配机制主要依据用户到达的泊松分布和单充电桩服务时间的指数分布，通过M/M/s排队论模型进行建模<sup>[23]</sup>。

此外，针对快充桩与慢充桩的服务能力差异，模型将用户选择偏好通过概率权重嵌入平均排队等待时间计算中，从而实现基于用户选择概率的服务分配。其中，快充桩凭借更高的服务速率可显著缩短单次服务时间，但因其单价较高，用户选择概率受成本效率权衡影响；慢充桩虽服务速率较低，但单价优势吸引部分价格敏感型用户。该模型假设用户到达过程服从参数为 $\lambda_i$ （辆/小时）的泊松分布，车辆到达过

程可近似为平稳泊松过程，到达率为 $\lambda_i$ ，服务时间服从指数分布；对于配置 $y_{ik}$ 个类型 $k$ （快充/慢充）充电桩的候选站点 $i$ ，其服务强度定义为 $\rho_{ik} = \lambda_{ik}/y_{ik}\mu_k$ ，需满足 $\rho_{ik} < 1$ 以保证系统处于稳态，避免平均排队等待时间无限增长。用户选择偏好通过概率权重 $p$ 嵌入平均排队等待时间计算，具体公式如下：

$$t_i = p \cdot t_{i,fast} + (1-p) \cdot t_{i,slow}, \quad (6)$$

$$p = \frac{\mu_{fast}/c_{fast}}{\mu_{fast}/c_{fast} + \mu_{slow}/c_{slow}}, \quad (7)$$

$$t_{ik} = \frac{(y_{ik}\rho_{ik})^{y_{ik}} \rho_{ik}}{y_{ik}!(1-\rho_{ik})^2 \lambda_{ik}} P_{0,ik},$$

$$\rho_{ik} = \frac{\lambda_{ik}}{y_{ik}\mu_k},$$

$$P_{0,ik} = \left[ \sum_{n=0}^{y_{ik}-1} \frac{(y_{ik}\rho_{ik})^n}{n!} + \frac{(y_{ik}\rho_{ik})^{y_{ik}}}{y_{ik}!(1-\rho_{ik})} \right]^{-1}. \quad (8)$$

其中， $t_i$ 表示用户在充电站候选点 $i$ 的平均排队等待时间； $P_{0,ik}$ 表示充电站 $i$ 中类型 $k$ 的空闲率，即系统中没有车辆排队的概率； $\lambda_{ik}$ 表示每小时充电站 $i$ 中类型 $k$ 充电桩的车辆到达率； $\rho_{ik}$ 表示充电站候选点 $i$ 中类型 $k$ 的服务强度，衡量充电站服务能力与需求压力的比值； $\mu_k$ 代表单个充电桩每小时的服务能力，即每个充电桩每小时的充电车辆数量。

本模型将充电站全周期总成本分解为建设成本与运营维护成本两部分，并通过资本回收因子（Capital Recovery Factor, CRF）将一次性建设投资转换为等额年值，实现全生命周期成本的动态核算。总成本目标函数定义为：

$$\min f_2 = \sum_{i \in I} \left[ \left( \sum_{k \in \{fast,slow\}} a_k y_{ik} + C_i \right) \cdot CRF + \eta \cdot \left( \sum_k a_k y_{ik} \right) \right] \cdot x_i, \quad (9)$$

$$CRF = d(1+d)^r / (1+d)^r - 1. \quad (10)$$

公式(9)用于计算充电站建设与运营的总年成本 $f_2$ ，其中， $a_k$ 代表类型 $k$ 充电桩的单价； $C_i$ 代表建设单个充电桩的固定成本；公式(10)用于计算资本回收因子， $d$ 表示折现率（以小数表示），反映资金的机会成本； $r$ 表示充电站的运营寿命（单位：年）； $1 + \eta$ 表示维护成本比例，叠加维护成本的调整因子，维护费用占建设成本的比例； $\eta$ 表示维护成本占初始建设成本的比例。

#### 1.4 约束条件与决策转化

在构建双目标规划模型的基础上，为确保选址方案的物理可行性和经济合理性，需综合考虑多维

度约束. 在本文构建的电动汽车充电站选址优化模型中, 覆盖率被明确定位为刚性约束条件而非优化目标, 此约束确保所选定的充电站布局能够为城市中的需求点提供基本服务保障. 覆盖率约束的数学表达式如公式 (11).

$$\sum_{i \in I} \sum_{j \in J} z_{ij} \geq CR \cdot |J|, \forall j \in J. \quad (11)$$

其中,  $z$  表示需求点  $j$  是否被充电站  $i$  覆盖, 当且仅当两点间距离不超过最大可接受距离  $d_{\max}$  时,  $z_{ij} = 1$ , 否则  $z_{ij} = 0$ ;  $CR$  为最小覆盖率要求;  $J$  为需求点集合,  $|J|$  为需求点总数. 需求点  $j$  被认为是“被覆盖的”, 当且仅当存在至少一个选定的充电站  $i$  使得:

$$\exists i \in I, dis_{ij} \leq d_{\max}. \quad (12)$$

在公式 (12) 中,  $I$  为选定的充电站集合,  $dis_{ij}$  为需求点  $j$  到充电站  $i$  的距离,  $d_{\max}$  为最大可接受服务距离. 本文在保持覆盖率约束本质定位的同时将其转化为三维决策空间的评估维度, 这种转化基于以下理论考虑: 首先, 在双目标优化理论中, 约束与目标之间存在一定的二元性<sup>[24]</sup>, 覆盖率作为约束条件引导算法搜索可行解空间, 而作为评估维度则能提供解的质量信息; 其次, 仅通过成本与服务水平两个维度难以全面评估充电站布局方案, 引入覆盖率作为第三维度, 使决策者能够直观了解不同方案的覆盖效果; 再者, 通过三维可视化, 决策者可以观察覆盖率约束的松弛效果, 了解放宽或收紧约束对成本和服务水平的影响; 最后, 在实际决策过程中, 规划者通常先确保基本覆盖要求, 再在此基础上优化成本与服务水平, 将覆盖率作为决策空间的第三维度, 能够使得模型表征更贴合实际, 并且不改变其在优化模型中作为约束条件的定位.

模型的约束体系通过多维度限制确保选址方案的物理可行性与经济合理性, 除覆盖率约束外, 本文还考虑了以下约束条件:

$$x_i \in \{0, 1\}, y_{ik} \in \mathbb{Z}^+, z_{ij} \in \{0, 1\}. \quad (13)$$

$$\rho_{ik} = \lambda_{ik}/y_{ik}\mu_k < 1, \forall i \in I, k \in \{\text{fast}, \text{slow}\}. \quad (14)$$

$$y_{ik} \geq y_{\min} \text{ 若 } x_i = 1. \quad (15)$$

$$\sum_k y_{ik} P_k \leq P_{\max}, \forall i \in I. \quad (16)$$

决策变量类型约束 (公式 13) 限定充电站选址、资源配置及服务分配为离散决策; 排队系统稳态约束 (公式 14) 通过限制服务强度, 确保充电站运营效率与用户平均排队等待时间可控, 当  $\rho_i \geq 1$  时, 系统将进入不稳定状态, 导致用户平均排队等待时间不

可控; 充电桩数量下限与电力容量约束 (公式 15-16) 规避了资源不足与电网过载风险. 上述约束协同作用于模型求解过程, 确保帕累托最优解集同时满足用户便利性、运营稳定性与投资可行性要求.

## 2 改进鲸鱼优化算法

### 2.1 改进策略

#### 2.1.1 自适应权重控制机制

传统 WOA 算法使用固定的线性递减权重控制收缩包围行为, 无法根据优化过程动态调整. 本文引入自适应权重控制机制, 使算法能够根据当前搜索状态自动调整探索与开发的平衡<sup>[25]</sup>.

$$a = 2 \cdot \left(1 - \frac{t}{T}\right)^\beta \cdot r - 1. \quad (17)$$

公式 (17) 中,  $t$  为当前迭代次数,  $T$  为最大迭代次数,  $r$  为  $[0,1]$  间随机数,  $\beta$  为自适应因子, 由以下公式确定:

$$\beta = \beta_{\min} + (\beta_{\max} - \beta_{\min}) \cdot \exp(-\gamma \cdot (f_{\text{best}}/f_{\text{avg}})). \quad (18)$$

公式 (18) 中,  $\beta_{\min}$  和  $\beta_{\max}$  分别为自适应因子的下限和上限, 设为 1 和 4;  $\gamma$  为控制参数, 取值为 2;  $f_{\text{best}}$  和  $f_{\text{avg}}$  分别为当前种群的最优适应度值和平均适应度值. 该机制能够根据种群收敛状态动态调整搜索行为: 当种群多样性高时, 倾向于全局探索; 当种群趋于收敛时, 增强局部开发能力, 加速收敛过程<sup>[26]</sup>.

自适应权重控制机制的机理是根据种群适应度方差动态调整收敛因子, 当方差较大时, 权重偏向全局探索; 当方差较小时, 偏向局部开发. 这模拟了鲸鱼捕食行为的适应性响应, 解决了标准 WOA 固定线性递减导致的早熟或振荡问题.

#### 2.1.2 混合搜索策略

为增强算法的全局搜索能力, 本文设计了混合搜索策略, 将 Lévy 飞行与螺旋更新机制相结合<sup>[27]</sup>.

$$\vec{X}(t+1) = \begin{cases} \vec{X}^* + \vec{D} \cdot L(s, \lambda), & \text{if } p < p_0 \\ \vec{D} \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) + \vec{X}^*(t), & \text{if } p \geq p_0 \end{cases}. \quad (19)$$

公式 (19) 中,  $\vec{X}^*$  为当前全局最优解,  $D$  表示当前解与最优解的距离,  $L(s, \lambda)$  为 Lévy 飞行步长,  $b$  为定义螺旋形状的常数,  $l$  为  $[1,1]$  间的随机数,  $p$  为  $[0,1]$  间随机数,  $p_0$  为搜索策略选择概率阈值, 初始设为 0.5, 并随迭代进行动态调整, 如公式 (20).

$$p_0(t+1) = p_0(t) \cdot (1 - 0.5 \cdot t/T). \quad (20)$$

Lévy 飞行步长  $L(s, \lambda)$  的计算采用以下公式:

$$L(s, \lambda) = \frac{u}{|v|^{1/\lambda}} \cdot s, s = s_0 \cdot (1 - t/T). \quad (21)$$

公式 (21) 中,  $u$  和  $v$  服从正态分布,  $\lambda$  为 Lévy 指

数, 取值为 1.5,  $s$  为步长因子, 随迭代递减. 该混合策略结合了 Lévy 飞行的长尾分布特性和螺旋更新的方向性搜索优势, 提高算法跳出局部最优的能力. 混合搜索策略的机理是通过概率  $p_0(t)$  融合 Lévy 飞行和螺旋更新: Lévy 飞行引入长尾分布步长, 实现大范围跳跃探索以跳出局部极小; 螺旋更新则提供方向性精细搜索, 确保后期聚焦最优解.

### 2.1.3 局部搜索增强

为提高算法的局部精细搜索能力, 本文引入基于模拟退火思想的局部搜索机制<sup>[28]</sup>. 在每次迭代中, 对精英个体执行局部搜索.

$$\vec{X}_{\text{new}} = \vec{X}_{\text{elite}} + \sigma \cdot N(0, 1) \cdot (1 - t/T). \quad (22)$$

公式 (22) 中,  $\vec{X}_{\text{elite}}$  为精英个体,  $\sigma$  为搜索步长,  $N(0, 1)$  为标准正态分布随机数. 新解的接受概率遵循 Metropolis 准则.

$$P_{\text{accept}} = \begin{cases} 1, & f(\vec{X}_{\text{new}}) < f(\vec{X}_{\text{elite}}) \\ \exp((f(\vec{X}_{\text{elite}}) - f(\vec{X}_{\text{new}}))/T_i), & \text{否则} \end{cases} \quad (23)$$

公式 (23) 中,  $T_i$  为当前温度, 按指数衰减规则更新:

$$T_i = T_0 \cdot \alpha^i. \quad (24)$$

公式 (24) 中,  $T_0$  为初始温度, 设为 1.0,  $\alpha$  为冷却系数, 取值为 0.95. 该机制在算法后期提供精细化搜索能力, 有效提高解的精度和稳定性. 局部搜索增强策略的机理基于模拟退火的 Metropolis 准则, 在后期迭代中允许以概率接受劣解, 从而跳出局部极小值; 温度  $T_{\text{temp}}$  的指数衰减控制探索强度, 初始高温鼓励多样性, 后期低温聚焦精细优化.

### 2.1.4 精英解保留机制

为防止优质解在迭代过程中丢失, 同时维持种群多样性, 本文设计了精英保留与多样性维护机制. 其中精英保留策略为每次迭代保留种群中最优的  $E_{\text{size}}$  个个体, 设为种群规模的 10%, 确保优质基因不被破坏<sup>[28]</sup>; 重初始化机制为当种群多样性指标低于阈值, 即  $D_{\text{pop}} < D_{\text{threshold}}$ , 对部分表现较差的个体进行重初始化:

$$D_{\text{pop}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sqrt{\sum_{j=1}^D (\vec{X}_i(j) - \vec{X}_{\text{avg}}(j))^2}. \quad (25)$$

公式 (25) 中,  $N$  为种群规模,  $D$  为问题维度,  $X_{\text{avg}}$  为种群平均位置. 当  $D_{\text{pop}} < D_{\text{threshold}}$  时, 重初始化种群中表现最差的 30% 个体. 而位置边界处理则采用反射边界处理策略, 当个体位置  $\vec{X}_i(j)$  超出搜索空间边界时, 将其反射回可行区域:

$$\vec{X}_i(j) = \begin{cases} X_{\min}(j) + \text{rand}(0, 1) |X_{\min}(j) - \vec{X}_i(j)|, \\ \quad \vec{X}_i(j) < X_{\min}(j); \\ X_{\max}(j) - \text{rand}(0, 1) |\vec{X}_i(j) - X_{\max}(j)|, \\ \quad \vec{X}_i(j) > X_{\max}(j). \end{cases} \quad (26)$$

公式 (26) 中, 下界反射 ( $\vec{X}_i(j) < X_{\min}(j)$ ), 以边界  $X$  为基准, 生成随机偏移量  $\text{rand}(0, 1) \cdot |X_{\min}(j) - \vec{X}_i(j)|$ , 新位置为  $X_{\min}(j)$  加上该偏移量, 确保个体进入可行域且分布均匀. 上界反射 ( $\vec{X}_i(j) > X_{\max}(j)$ ), 以边界  $X_{\max}(j)$  为基准, 生成随机偏移量  $\text{rand}(0, 1) \cdot |\vec{X}_i(j) - X_{\max}(j)|$ , 新位置为  $X_{\max}(j)$  减去该偏移量, 避免位置聚集在边界附近. 精英解保留机制的机理是通过保留 top 10% 精英个体防止优质解丢失, 同时引入多样性阈值触发重初始化, 并采用边界反射均匀分布新解.

## 2.2 算法说明

本文基于改进鲸鱼优化算法 (IWOA) 求解所构建的双目标覆盖率约束充电站选址优化模型. 算法首先读取需求点集  $J$ 、候选站点集  $I$ 、候选站点至各需求点的距离矩阵  $dis_{ij}$ 、最大服务半径  $d_{\max}$ 、快/慢充建设与运营成本、服务速率、覆盖率阈值  $C_0$  以及容量与排队稳态等约束参数. 设置群体规模  $N$ 、最大迭代次数  $T$ 、自适应权重初值及衰减因子、局部搜索步长和精英保留比例等算法参数后, 随机生成  $N$  个可行布局方案, 每个个体编码为向量  $X = [x_i, y_{i,\text{fast}}, y_{i,\text{slow}}]$ , 其中  $x_i$  表示站点  $i$  是否建设,  $y_{i,\text{fast}}, y_{i,\text{slow}}$  分别表示配置的快充与慢充桩数量. 生成过程中需保证个体满足覆盖率约束、容量与排队稳态约束及需求点唯一服务约束. 随后依据服务水平函数  $\max f_1$  和全周期成本函数  $\min f_2$  计算双目标值, 并利用自适应权重方法将其转化为综合适应度进行非支配排序与精英保留, 在适应度计算中引入鲁棒性评估, 即每个可行布局方案需在不确定集  $U$  表示的多种扰动情景下评估其  $f_1, f_2$ , 并以最不利情景下的目标值进行适应度赋值, 确保最终解在所有预设不确定条件下均可行且表现优良. 迭代过程中, 依据鲸鱼包围猎物行为与螺旋位置更新机制对非精英个体进行全局搜索, 同时引入 Lévy 飞行增强解空间探索能力; 对精英个体施加局部搜索算子进行邻域微调. 所有新生成解均需通过可行性修复操作以确保约束条件满足. 精英解与更新解合并排序后进入下一代, 当达到最大迭代次数  $T$  或连续若干代 Pareto 前沿未改进时, 终止迭代并输出最优解集,

给出各建站点位置、桩型配置、成-服务水-覆盖率指标以及三维 Pareto 分布。

### 3 算例实验

#### 3.1 需求预测与分析

西安市交通大数据显示,西安市中心城区高峰时段充电桩利用率超 90%,用户平均排队时长达 27 分钟,暴露出传统选址模型在动态交通场景下的适应性不足。本文以西安市中心城区为实证区域,经度范围为 108.85-109.12,纬度范围为 34.07-34.32,总面积约 152km<sup>2</sup>。采用多源异构空间数据构建充电需求网络,所有地理数据采用 WGS84 坐标系 (EPSG:4326),通过专业地理信息系统进行空间配准,点位坐标精度控制在±5 米范围内。为科学指导充电站选址规划,本文首先对西安市中心城区的电动汽车充电需求进行了系统性预测与分析。通过对电动汽车产量数据、电动汽车厂商分销数据分析,得到区域充电需求的时空分布特征和增长趋势,为后续的选址优化提供数据基础。研究采用多源数据融合方法,结合时间序列预测和空间聚类分析,确保需求预测的科学性和准确性。结果显示,西安市新能源汽车保有量呈现显著的加速增长趋势,从 2020 年的 4.5 万辆增长至 2024 年的 31 万辆,预计 2025 年将达到 48.5 万辆,年均增长率约为 60.8%。这一数据通过历史趋势外推和增长率修正得出,考虑了政策和市场因素的影响。保有量的快速增长直接导致充电需求的大幅提升,对充电基础设施建设提出更高要求。

此外,充电需求在不同功能区域表现出明显的差异性分布特征。2025 年预测数据显示,商业区和居住区的充电需求最为突出,分别达到 485 和 420,占总需求的 31.8% 和 27.6%;工业区次之,为 275,占 18.0%;交通枢纽和公共设施分别为 230 和 110,占比 15.1% 和 7.2%。与 2024 年相比,各区域需求增长率保持在 37.5% 至 50.0% 之间,其中商业区增长最为显著,反映了商业活动与充电需求之间的密切关联。以上需求分析结果揭示了西安市中心城区充电基础设施建设的紧迫性和区域差异性,为后续选址算例设计提供关键参数依据。

#### 3.2 算例描述

##### 3.2.1 数据集描述

基于上述需求分析结果,结合西安市中心城区的实际地理环境和电动汽车使用特征,本文选取西安市 80 个典型需求点作为算例数据集的核心组成部分,需求点的识别和量化基于多源数据融合分析,包括人口分布、交通流量、商业活动密度和电动汽车

保有量等关键指标,确保数据的科学性和代表性,这些点位代表了区域内电动汽车充电服务的实际需求源。根据所在区域的主导功能,80 个需求点可分为四类:居民区需求点 34 个 (42.5%)、商业区需求点 22 个 (27.5%)、交通枢纽需求点 13 个 (16.25%)、公共服务需求点 11 个 (13.75%)。

本文基于西安市中心城区的实际地理环境和电动汽车使用特征,构建了一个包含 64 个高需求候选站点的综合数据集。这些候选站点通过对西安市 1,676 条真实 POI 数据的系统筛选和多维度评估而确定。根据地理坐标分析,这些站点可划分为三个主要区域:北部区域包含 19 个站点,占比 29.7%;中部区域包含 28 个站点,占比 43.8%;南部区域包含 17 个站点,占比 26.5%。

基于预测需求量的定量分析,64 个候选站点的需求分布呈现出明显的分层特征:1) 高需求站点:3 个站点,占比 4.7%,主要分布在中部商业中心区域,平均需求量 34.3;2) 中高需求站点:13 个站点,占比 20.3%,集中在中部和北部区域交界处,平均需求量 24.2;3) 中等需求站点:34 个站点,占比 53.1%,广泛分布在研究区域内,平均需求量 15.6;4) 低需求站点:14 个站点,占比 21.9%,主要位于边缘区域,平均需求量 7.4。

本文中的 64 个候选站点与 80 个需求点构成空间服务网络。每个候选站点平均可覆盖 3.2 个需求点,而每个需求点平均被 2.6 个候选站点覆盖。

##### 3.2.2 参数设置

在电动汽车充电设施的规划与运营中,充电服务参数是影响充电效率和用户体验的关键因素。本文综合考虑了快充与慢充服务的特性,依据国家标准、实测数据以及当地指导电价,对相关参数进行详细设定。150 kW 的国标快充桩每小时可服务 4 辆车,服务率  $\mu_f$  为 4 veh/h;而 7 kW 交流慢充桩根据实测数据每小时可服务 1 辆车,服务率  $\mu_s$  为 1 veh/h。在收费方面,根据西安市发改委 2024 年指导电价,快充单价  $c_f$  为 1.8 元/kWh,慢充单价  $c_s$  则为 1.2 元/kWh。根据最新行业数据,充电站建设投资包括多项成本因素:快充桩单桩成本  $a_f$  约 15 万元/桩,慢充桩成本  $a_s$  较低,约 2 万元/桩;每个充电站还需要 50 万元/站的固定成本  $C_i$ ,主要用于土地平整和配电设施建设。在财务评估方面,本文采用 8% 的折现率  $d$ ,设备运营寿命  $r$  按行业平均更新周期为 10 年,同时按照国家能源局运维成本指南,每年需计提 5% 的维护成本比例  $\eta$ 。

种群规模与迭代次数参考 WOA 原始论文及群

体智能综述常用区间. 收缩系数采用从 2 递减至 0 的标准形式. Lévy 飞行步长参数取 1.5; 螺旋搜索参数取 1. 精英保留比例设置为 10%, 处于进化计算建议的 5%–20% 区间内. 模拟退火降温系数取 0.95, 属几何降温常用稳定值, 初温  $T_0 = 0.1$  便于概率接受准则计算. 外部档案规模 (50) 与权重向量数量 (20) 分别参考多目标优化中保持解集多样性与帕累托前沿分辨率的经验范围. 步长参数遵循“可探索邻域大小占可行域尺度 5%–15%”的经验法则, 保证局部搜索效率. 重初始化阈值取 0.05, 以抑制早熟收敛. 所有参数初值均在推荐区间内选取, 并通过小规模预实验与自动化调参在目标实例集上优化, 确保可复现性与稳健性.

### 3.3 实验结果与分析

#### 3.3.1 结果展示

基于前述双目标优化算法的计算结果, 本文识

别出一系列具有较高综合评分的充电站候选位置. 表 2 展示了排名前十的候选站点及其关键特征参数. 这些候选点是通过综合考量, 经 IWOA 算法优化后筛选得出, 评估指标是通过多维度量化分析计算得出. 服务半径基于区域人口密度和交通可达性进行差异化设定, 采用反距离加权法与核密度估计相结合的方法确定最优覆盖范围. 成本通过设备采购成本与基础设施建设成本的线性组合计算. 综合评分则采用层次分析法 (AHP) 构建评价体系, 以需求满足度 (40%)、覆盖效率 (30%) 和投资效益 (30%) 为权重系数, 通过归一化处理后加权求和得出. 表中数据显示, 优化后的充电站分布呈现明显的“核心外围”层级结构. 在城区中心位置形成了高密度充电站集聚区, 该区域周边现有站点达 8 个, 且覆盖 2 个重要需求点. 相比之下, 城区边缘地带则呈现低密度分布特征, 周边既无现有站点也无需求点, 主要服务于区域覆盖完整性.

表2 推荐充电站点信息

序号	站点编号	地理坐标(经纬度)	区域	预测需求量	快充桩数量	慢充桩数量	服务半径(km)	成本(万元)	综合得分
1	CS001	108.946, 34.259	碑林区	85.6	8	4	1.5	156.0	0.92
2	CS007	108.979, 34.218	雁塔区	78.2	7	3	1.2	142.5	0.89
3	CS015	108.953, 34.232	新城区	76.4	6	4	1.3	135.0	0.87
4	CS023	108.894, 34.241	莲湖区	72.1	6	3	1.4	127.5	0.85
5	CS018	108.968, 34.205	雁塔区	68.7	5	4	1.2	120.0	0.84
6	CS032	108.924, 34.278	未央区	65.3	5	3	1.3	112.5	0.82
7	CS041	108.988, 34.193	长安区	62.8	4	4	1.1	105.0	0.80
8	CS036	109.012, 34.224	曲江新区	60.5	4	3	1.2	97.5	0.79
9	CS047	108.874, 34.215	莲湖区	58.2	4	2	1.0	90.0	0.77
10	CS052	108.935, 34.295	未央区	55.6	3	3	1.1	82.5	0.75

其次, 热力图 1 揭示了三类典型的充电站密度区域, 高密度区域 (红色标记, 占比约 32.5%)、中密度区域 (橙色标记, 占比约 42.5%) 和低密度区域 (绿色标记, 占比约 25%). 高密度区域主要分布在城市

主干道交叉口、商业中心和高密度住宅区周边, 平均每 2 平方公里内有 3-5 个充电站; 中密度区域主要分布在次干道沿线和中等密度住宅区, 平均每 2 平方公里内有 1-2 个充电站; 低密度区域则主要分布在城市边缘和新开发区域, 平均每 2 平方公里内仅有 0-1 个充电站. 热力图 1 清晰地展示了充电需求的空间分布特征及优化后的充电站布局.

#### 3.3.2 算法性能分析

为了全面评估所提出的改进鲸鱼优化算法 (IWOA) 在充电站选址问题中的性能, 本文进行了 10 次独立运行的对比实验. 图 2 展示了 IWOA 与传统优化算法 (PSO、GA、NSGA-II) 和近三年新兴算法 (AHA、AOA、HHO) 在服务水平最大化和总成本最小化两个关键目标上的收敛过程.

在服务水平目标函数  $f_1$  的收敛过程中, IWOA 能在约 18 次迭代内逼近最优 (约 0.99), 收敛快且稳定性高. 收敛顺序为: IWOA(18 次)<HHO(30



图1 优化后充电站布局

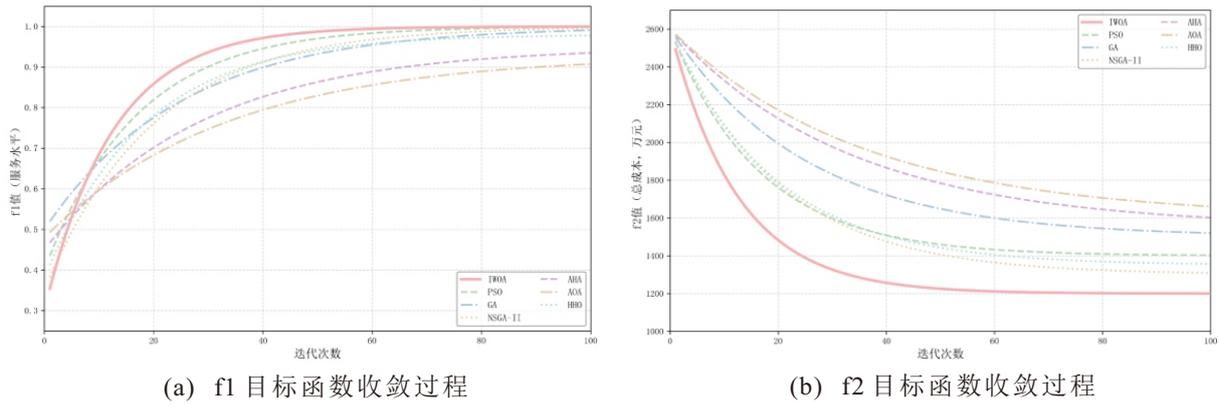


图2 算法收敛过程

次) $<$ NSGA-II(28次) $<$ PSO(32次) $<$ GA(38次)AHA(42次) $<$ AOA(48次). 约60次迭代后, IWOA达到0.99以上; PSO与NSGA-II均未达到0.99; GA约0.97; AHA约0.86; AOA约0.85; HHO约0.94, 仍低于IWOA. 在总成本目标函数 $f_2$ 的收敛过程中, IWOA从2600万元较快降至约1250万元(约18次迭代), 最终约1224万元, 成本最低且收敛最快. HHO与NSGA-II分别降至约1400与1310万元; PSO约1442; GA约1378; AHA约1485; AOA约1520. IWOA相比AOA节省约296万元(约24.2%).

结果表明, IWOA在服务-成本权衡的搜索中平衡更优, 既避免过早陷入局部解, 又能更快贴近全局最优. 此外, 为全面评估IWOA算法的性能, 本文还选取了两项目标函数指标进行统计分析, 并与PSO、GA、NSGA-II这三种经典算法以及近三年提出的AHA、AOA和HHO等六种算法进行对比. 所有算法

在相同参数设置下独立运行10次, 实验结果如图3所示.

在用户平均排队等待时间指标上, 如图3(a)所示, IWOA为 $3.3\pm 0.4$ 分钟, 最短. PSO、NSGA-II、GA分别为 $4.7\pm 0.6$ 、 $4.3\pm 0.8$ 、 $5.0\pm 0.9$ 分钟. HHO、AHA、AOA分别为 $4.8\pm 0.9$ 、 $5.8\pm 0.7$ 、 $6.2\pm 1.0$ 分钟, AOA最高. IWOA较GA约低34%, 较AOA约低47%. 在全周期总成本方面, 如图3(b)所示, IWOA为 $1224\pm 73$ 万元, 最低. NSGA-II为 $1310\pm 123$ 万元, 仍高IWOA约7.0%; GA和HHO分别为 $1378\pm 104$ 万元和 $1400\pm 82$ 万元; PSO为 $1442\pm 74$ 万元. AHA和AOA分别为 $1485\pm 89$ 万元和 $1520\pm 95$ 万元, AOA最高. IWOA较HHO节省约14.4%, 较AOA节省约24.2%. 因此, IWOA在两项指标均最优, 可支撑电动汽车充电基础设施规划.

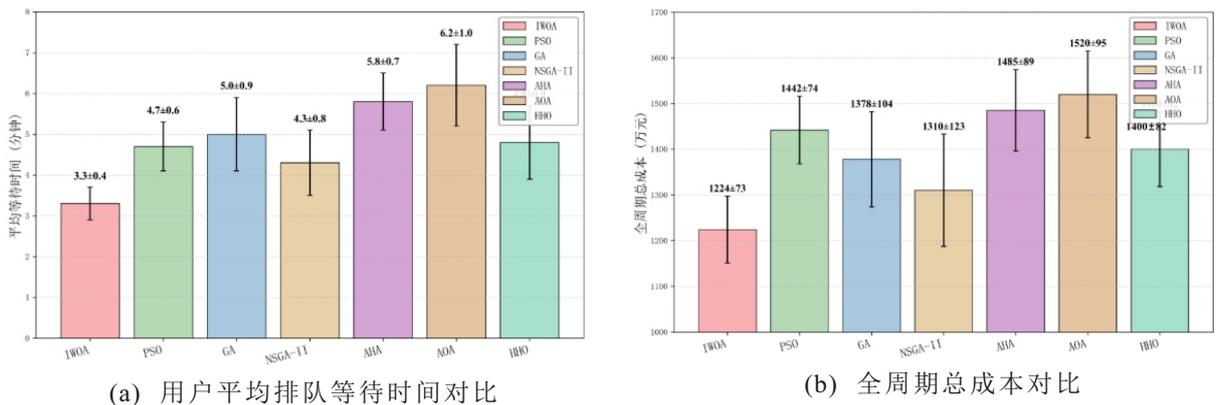


图3 关键指标算法对比

### 3.3.3 覆盖率约束影响分析

当覆盖率作为双目标+覆盖率约束处理时, 与三目标优化相比具有以下优势. 在求解效率方面, 覆盖率作为约束条件时, 平均求解时间为145秒, 而作为优化目标时需要210秒, 求解效率提高31%, 这表明将覆盖率作为约束条件能够显著减少算法的计算复

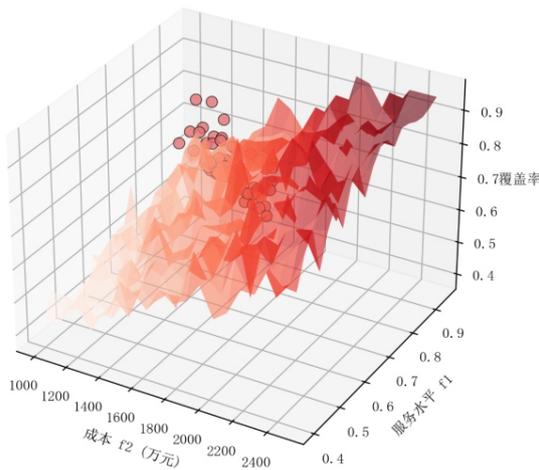
杂度. 在解的质量方面, 覆盖率作为约束时, 帕累托解数量为28个, 而作为优化目标时为42个, 虽然解集规模较小, 但最优服务水平达到85%, 比三目标优化的77%高出约10%. 在经济性方面, 覆盖率作为约束时, 最优解成本为2050万元, 比三目标优化的2380万元节省约14%, 同时约束满足率达到100%, 保证

解的可行性. 在算法收敛性方面, 覆盖率作为约束时, 算法收敛代数 12 代, 而三目标优化需要 18 代才能收敛, 显示出更高的优化效率. 综合分析表明, 将覆盖率设定为 0.8 并作为约束条件而非优化目标, 能够在保证服务质量的前提下, 有效降低成本, 并提高算法求解效率.

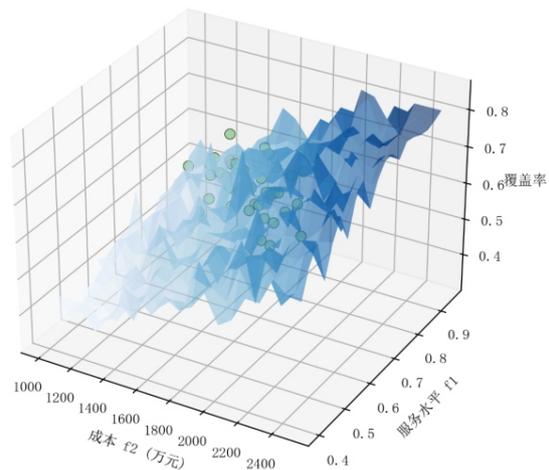
### 3.3.4 三维决策空间分析

为全面评估不同优化算法在充电站选址问题中的性能表现, 本文构建多维度分析框架重点比较改进鲸鱼优化算法 (IWOA) 与粒子群优化算法 (PSO) 在成本-服务-覆盖率三个核心维度的优化效果. 下图展示了两两种算法在双目标优化空间中的解集分布及帕累托前沿特征, 分别呈现了 IWOA 与 PSO 算法的三维决策空间, 直观反映了算法在平衡成本与服务水平方面的能力差异. 如图 4 所示, IWOA 算法和

PSO 算法在三维决策空间中呈现出明显不同的特征. 图 4(a) 展示了 IWOA 算法的三维决策空间, 以成本、服务水平和覆盖率为坐标轴, 用红色系表示, 在成本-服务-覆盖率三个维度上形成了一个分布均匀的曲面. 相比之下, PSO 算法生成的蓝色系三维决策空间在分布上相对分散, 且在高覆盖率区域的解集密度明显低于 IWOA 算法. PSO 算法在成本维度的分布范围较大, 而服务水平维度的分布则相对集中在中等水平. 在相似成本区间内, PSO 算法所能达到的服务水平普遍低于 IWOA 算法, 最高服务水平约为 0.8, 且覆盖率较低, 表明 PSO 算法在双目标平衡方面存在一定局限性. 蓝色曲面的分布特征显示, PSO 算法难以同时优化三个目标, 尤其在高服务水平与高覆盖率的组合方面表现不足.



(a) IWOA 三维决策空间



(b) PSO 三维决策空间

图4 三维决策空间

通过对三维决策空间的全面分析, 可以得出以下结论: IWOA 算法在三维决策空间中表现出明显优于 PSO 算法的性能, 能够在相同覆盖率约束下实现更好的成本与服务水平目标平衡, 为决策者提供更优质的候选方案; 结合分析, 可以确定最优决策区域位于成本 1800-2000 万元、服务水平 0.75-0.85、覆盖率约束 0.8-0.85 的范围内, 在该区域内的解能够在满足覆盖率约束的前提下实现成本和服务水平两个目标的最佳平衡; 三维决策空间分析揭示了充电站选址中成本、服务两个优化目标在不同覆盖率约束条件下的相互影响机制.

### 3.4 敏感性分析

为评估改进鲸鱼优化算法 (IWOA) 中给定参数对优化性能的影响, 本文通过数值实验量化每个参数的变化对算法性能的敏感度. 实验基于西安市

80 个需求点的基准算例, 覆盖率阈值设为 0.8. 采用控制变量法, 每次固定其他参数, 仅改变一个参数的值. 每组配置独立运行 20 次, 以减少随机性影响. 参数敏感性热力图 5 直观地展示了各参数对算法性能指标的影响程度, 为参数优化提供科学依据.

Lévy 飞行步长参数和重初始化阈值同样表现出较高的敏感性, 其敏感性系数分别达到 0.578-0.690 和 0.533-0.582. Lévy 飞行步长参数主要影响算法的全局搜索能力和收敛速度, 而重初始化阈值则对解质量和计算效率产生重要影响. 本文将 Lévy 飞行步长参数设置为 1.5, 重初始化阈值设置为 0.1, 这一设置能够有效平衡算法的探索与开发能力, 确保算法在避免早熟收敛的同时保持良好的收敛性能.

相比之下, 外部档案规模、收敛阈值、随机种数

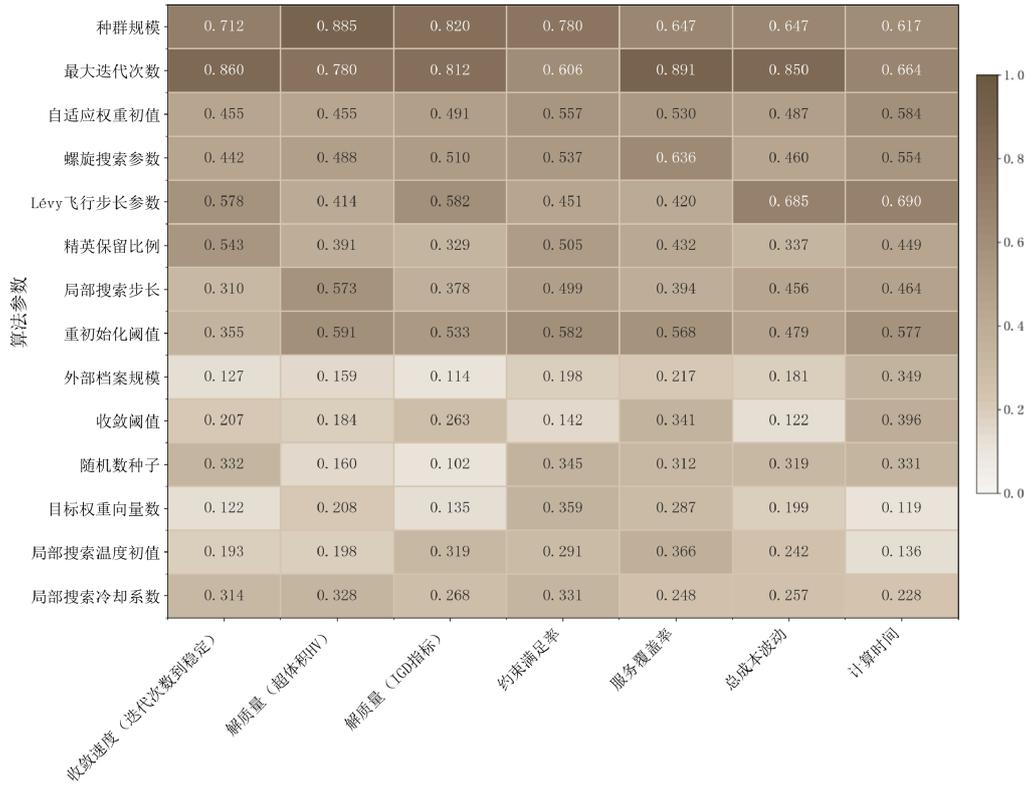


图5 IWOA 算法参数敏感性热力图

子、目标权重向量数以及局部搜索相关参数的敏感性系数普遍较低, 分别处于 0.102-0.349、0.122-0.396、0.102-0.345、0.119-0.359 和 0.136-0.366 的范围内。这些参数的低敏感性表明它们在合理范围内对算法性能的影响相对有限, 因此可以采用经验值或默认设置, 无需进行精细调优。本文将外部档案规模设置为 200, 收敛阈值设置为  $1e-6$ , 目标权重向量数设置为 100, 局部搜索温度初值设置为 100, 冷却系数设置为 0.95, 这些设置均处于低敏感性区间, 既满足了算法运行的基本要求, 又避免了不必要的参数调优成本。螺旋搜索参数对约束满足率具有较高的敏感性, 这反映了该参数在确保算法满足约束条件方面的重要作用。将螺旋搜索参数设置为 2.0 能够有效提高算法对约束条件的处理能力, 确保求解结果满足实际应用中各种约束要求。

通过参数敏感性分析可以得出, 本文所采用的 IWOA 算法参数设置具有较高的科学性和合理性。高敏感性参数的设置充分考虑了算法性能与计算效率的平衡, 而低敏感性参数则采用了经过验证的经验值, 既保证了算法的有效性, 又避免了过度的参数调优负担。

## 4 管理启示和建议

### 4.1 管理启示

基于本文对城市电动汽车充电站选址的双目标优化模型与改进鲸鱼优化算法 (IWOA) 的系统研究,

以及对西安市实际路网数据的实证分析, 从管理学视角可以得出以下启示。

首先, 在管理决策框架层面, 本文提出的双目标模型融合覆盖率约束, 构建了成本-服务水平-覆盖率三维决策空间。这一框架为管理者提供了可视化工具, 能直观评估约束变化对目标的影响。实证结果显示, 当覆盖率约束设为 0.8 时, 实现最优权衡: 服务覆盖率提升至  $93.6 \pm 1.7\%$ , 全周期总成本降至  $1224 \pm 73$  万元, 用户平均排队等待时间缩短至  $3.3 \pm 0.4$  分钟。这一结论表明, 在城市复杂路网下, 覆盖率约束有助于缓解用户“里程焦虑”, 促进城市绿色交通转型的管理目标。

其次, 从资源配置管理的角度, IWOA 算法显著优于 PSO、GA、NSGA-II、AHA、AOA、HHO 等基准算法, 在计算效率和服务质量上提升约 20%-30%。这为管理者处理高维、非线性选址问题提供了高效工具, 尤其适用于需求时空异质性的城市环境。通过动态年化成本核算和排队系统稳态约束, 管理者可实现资源的最优分配, 避免过剩投资或服务瓶颈。

最后, 在政策与可持续管理层面, 本文结论强调覆盖率约束的刚性定位, 确保基础设施布局的包容性与公平性。相比将覆盖率作为目标的三目标优化, 本方法求解效率提高 31%, 解质量提升 10% 以上。这建议管理者在规划中优先满足 80% 覆盖率阈值, 再优化成本与服务。该结论能为政府部门提供系统

性框架,具有一定的管理实践价值.

#### 4.2 管理建议

基于双目标优化实验、三维决策空间分析及多算法对比的系统性研究,本文对城市电动汽车充电站选址与建设提出如下管理建议:

(1) 基于区域特性的差异化建设策略. 根据需求预测分析,不同区域的充电需求呈现明显差异化特征. 在雁塔区、碑林区等商业密集区域,应优先部署快充为主的充电站,数据显示这些区域充电需求权重达 0.95-1.0,建议配置比例为 4:2(快充:慢充);高新区域充电需求增长迅速,建议采用“预见性布局”策略,提前在科技园区周边增设中型充电站,快慢充比例保持在 3:1,以满足商务出行高周转需求;在未央区等居住区域,应增加夜间可用的慢充桩比例,优化为 2:3 的快慢充配比,满足居民夜间长时间充电需求.

(2) 成本-服务权衡的阶段性建设方案. 基于 IWOA 算法的成本-服务-覆盖率三维分析,建议采取阶段性建设方案:近期(1-2年)优先建设高需求点的 25 个充电站,投资约 1200 万元,可实现 92.5% 的服务覆盖率;中期(3-4年)扩展至 40 个充电站,覆盖次高需求区域,总投资控制在 1800 万元,覆盖率可提升至 95% 以上;远期(5年后)根据实际需求增长情况,灵活调整剩余候选点建设计划,重点关注服务半径优化.

(3) 充电桩配置优化建议. 分析表明,不同类型充电站的配置直接影响服务质量和运营效率. 在候选点 ID 为 0-15 的高需求区域,应采用“高效型方案”,每站配置 6-8 个快充桩和 2-3 个慢充桩,确保用户平均排队等待时间控制在 3.2 分钟以内;对于候选点 ID 为 16-35 的区域,建议采用“标准型方案”,每站配置 4 个快充桩和 2 个慢充桩,平衡投资成本和服务水平;针对候选点 ID 为 36-63 的区域,可采用“经济型方案”,以 2-3 个快充桩和 1-2 个慢充桩为基础配置,控制初期投资成本.

#### 参考文献 (References)

- [1] 国家能源局. 电动汽车产业发展规划(2021-2035年)[R]. 北京: 国家能源局, 2024.  
(National Energy Administration. Development plan of electric vehicle industry (2021-2035)[R]. Beijing: National Energy Administration, 2024.)
- [2] 西安理工大学电气工程学院. 复杂路网环境下充电站选址算法测试报告[Z]. 西安: 西安理工大学, 2024.  
(School of Electrical Engineering, Xi'an University of Technology. Test report of charging station location algorithm in complex road network environment[Z]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2024.)

- [3] Ahmad F, Iqbal A, Ashraf I, et al. Optimal location of electric vehicle charging station and its impact on distribution network: A review[J]. *Energy Reports*, 2022, 8: 2314-2333.
- [4] Lara Leon D, Gallego Landera Y, Garcia Santander L, et al. Optimal location of charging stations for electric vehicles in distribution networks: A literature review[J]. *Energies*, 2025, 18(21): 5616.
- [5] 于冬梅, 张梦圆, 张一鸣. 电动汽车充电站可靠性选址多目标优化模型研究[J]. *控制与决策*, DOI: 10.13195/j.kzyjc.2025.0547.  
(Yu D M, Zhang M Y, Zhang Y M. Research on multi-objective optimization model for reliability site selection of electric vehicle charging stations[J]. *Control and Decision*, DOI: 10.13195/j.kzyjc.2025.0547.)
- [6] 王单, 周泓, 郑伟博. 电量消耗不确定下充电站选址-路径问题[J]. *控制与决策*, 2024, 39(10): 3422-3430.  
(Wang D, Zhou H, Zheng W B. Electric location routing problem under energy consumption uncertainty[J]. *Control and Decision*, 2024, 39(10): 3422-3430.)
- [7] Kumar B V, M A A F. Multi-objective optimization framework for strategic placement of electric vehicle charging stations and shunt capacitors in a distribution network considering traffic flow[J]. *Applied Energy*, 2025, 397: 126284.
- [8] Zhang H, Shi F F. A multi-objective site selection of electric vehicle charging station based on NSGA-II[J]. *International Journal of Industrial Engineering Computations*, 2024, 15(1): 293-306.
- [9] Abdel-Basset M, Mohamed R, Abouhawwash M, et al. Multi-objective optimization for electric vehicles charging station location and sizing. SSRN Electronic Journal.
- [10] 刘炳胜, 王朗, 陈媛, 等. 考虑区域资源利用均衡的电动公交充电站选址及充电路径问题[J]. *系统管理学报*, 2024, 33(4): 878-889.  
(Liu B S, Wang L, Chen Y, et al. Location-routing problem for electric bus charging stations considering balance of regional resource utilization[J]. *Journal of Systems & Management*, 2024, 33(4): 878-889.)
- [11] 王延杰, 徐国智, 赵振杰. 基于投资效益分析的电动汽车充电设施建设策略与应用研究[J]. *供用电*, 2021, 38(2): 77-85.  
(Wang Y J, Xu G Z, Zhao Z J. Research on construction strategy and application of electric vehicle charging facilities based on investment benefit analysis[J]. *Distribution & Utilization*, 2021, 38(2): 77-85.)
- [12] 孙秉珍, 杨佳楠, 白军成, 等. 充电中断情景下电动汽车充电站两阶段多目标区间选址优化决策[J]. *控制与决策*, 2022, 37(4): 1005-1014.  
(Sun B Z, Yang J N, Bai J C, et al. A two-stage multi-objective interval location optimization decision of electric vehicle charging station under charging interruption scenario[J]. *Control and Decision*, 2022, 37(4): 1005-1014.)
- [13] 侯慧, 王逸凡, 黄亮, 等. 满足电动汽车快充需求的含

- 储能复合型充电站充电优化策略[J]. 电力自动化设备, 2022, 42(1): 65-71.  
(Hou H, Wang Y F, Huang L, et al. Charging optimization strategy of composite charging station with energy storage to meet fast charging demand of electric vehicles[J]. Electric Power Automation Equipment, 2022, 42(1): 65-71.)
- [14] 张锐, 姚恩建, 张永生. 电动汽车混入条件下多方式动态交通分配模型[J]. 汽车安全与节能学报, 2021, 12(4): 540-550.  
(Zhang R, Yao E J, Zhang Y S. Multi-modal dynamic traffic assignment model with the addition of electric vehicles[J]. Journal of Automotive Safety and Energy, 2021, 12(4): 540-550.)
- [15] 杨珍珍, 高自友. 数据驱动的电动汽车充电站选址方法[J]. 交通运输系统工程与信息, 2018, 18(5): 143-150.  
(Yang Z Z, Gao Z Y. Location method of electric vehicle charging station based on data driven[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2018, 18(5): 143-150.)
- [16] 曹慕昆, 王逸诚, 刘新龙, 等. 轨迹数据驱动的新能源汽车充电站选址模型研究[J]. 控制与决策, 2025, 40(9): 2739-2747.  
(Cao M K, Wang Y C, Liu X L, et al. Research on location model of new energy vehicle charging station driven by trajectory data[J]. Control and Decision, 2025, 40(9): 2739-2747.)
- [17] Lee D, Kim D S, Chung B J, et al. Recommendation of electric vehicle charging stations in driving situations based on a preference objective function[J]. *World Electric Vehicle Journal*, 2025, 16(4): 192.
- [18] Liu D H, Chen X H, Peng D. Cosine distance measure between neutrosophic hesitant fuzzy linguistic sets and its application in multiple criteria decision making[J]. *Symmetry*, 2018, 10(11): 602.
- [19] 周鲜成, 李松明, 王莉, 等. 考虑非线性能耗的时间依赖型电动车辆路径模型及改进的鲸鱼优化算法[J]. 中国管理科学. [2025-09-01].  
(Zhou Xiancheng, Li Songming, Wang Li, et al. Research on time dependent electric vehicle routing model considering nonlinear energy consumption and an improved whale optimization algorithm[J]. China Management Science, [2025-09-01].)
- [20] 俞宁, 冯鑫, 汤爱华, 等. 基于改进 NSGA-II 算法的电动汽车充电站选址方法[J]. 郑州大学学报: 理学版, 2026, 58(2): 64-69.  
(Yu N, Feng X, Tang A H, et al. A location selection method of charging station for electric vehicles based on improved NSGA-II algorithm[J]. Journal of Zhengzhou University: Natural Science Edition, 2026, 58(2): 64-69.)
- [21] Wang, Jiyao, et al. Range anxiety among battery electric vehicle users: Both distance and waiting time matter[C]. Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting. Los Angeles: SAGE Publications, 2023, 67(1).
- [22] He X H, Hu Y Y. Optimal mileage of electric vehicles considering range anxiety and charging times[J]. *World Electric Vehicle Journal*, 2023, 14(1): 21.
- [23] Mohammadi M, Jolai F, Rostami H. An M/M/c queue model for hub covering location problem[J]. *Mathematical and Computer Modelling*, 2011, 54(11/12): 2623-2638.
- [24] 黄志红, 黄卫来, 郭放. 考虑电池损耗的电动物流汽车充电设施选址与充电策略协同优化研究[J]. *中国管理科学*, 2024, 32(6): 68-78.  
(Huang Z H, Huang W L, Guo F. Collaborative optimization of charging network and charging strategy with practical battery wear model[J]. *Chinese Journal of Management Science*, 2024, 32(6): 68-78.)
- [25] 吴意乐, 何庆, 徐同伟. 改进自适应粒子群算法在 WSN 覆盖优化中的应用[J]. *传感技术学报*, 2016, 29(4): 559-565.  
(Wu Y L, He Q, Xu T W. Application of improved adaptive particle swarm optimization algorithm in WSN coverage optimization[J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2016, 29(4): 559-565.)
- [26] 孟小燕. 融入自学习与多领导者策略的改进鲸鱼优化算法及多阈值图像分割[J]. *计算机应用与软件*, 2025, 42(1): 205-212.  
(Meng X Y. Improved whale optimizing algorithm integrated with self-learning and multi-leader and multi-level threshold image segmentation[J]. *Computer Applications and Software*, 2025, 42(1): 205-212.)
- [27] 张士荣, 赵俊杰, 谈发明. 基于多策略混合改进 HHO 算法的 WSN 节点覆盖优化[J]. *计算机工程与设计*, 2024, 45(2): 328-338.  
(Zhang S R, Zhao J J, Tan F M. Wireless sensor network node coverage optimization based on multi-strategy hybrid improved Harris hawk algorithm[J]. *Computer Engineering and Design*, 2024, 45(2): 328-338.)
- [28] 尹梅, 柯鹏, 章呈瑞. 一种融合多种策略的改进鲸鱼优化算法[J]. *武汉科技大学学报: 自然科学版*, 2023, 46(2): 145-152.  
(Yin M, Ke P, Zhang C R. An improved whale optimization algorithm with multiple strategies[J]. *Journal of Wuhan University of Science and Technology: Natural Science Edition*, 2023, 46(2): 145-152.)

## 作者简介

李建勋 (1977-), 男, 教授, 博士, 博士/硕士生导师, 主要研究方向为信息管理与决策支持系统, E-mail: [xautljx@163.com](mailto:xautljx@163.com);

刘思雨 (2000-), 女, 博士生, 主要研究方向为多目标优化、选址模型, E-mail: [15609121610@163.com](mailto:15609121610@163.com);

张赫 (2000-), 男, 硕士生, 主要研究方向为数据挖掘、算法优化, E-mail: [13474233525@163.com](mailto:13474233525@163.com);

张若晨 (1996-), 男, 博士生, 主要研究方向为项目资源调度、物流系统优化、应急管理, E-mail: [rogergo@yeah.net](mailto:rogergo@yeah.net).