

基于改进飞蛾扑火算法的电动汽车充电站选址

李宏玉,张孝民,姜晨辉,彭康,宋来鑫,李桐壮

(东北石油大学 电气信息工程学院,黑龙江 大庆 163318)

摘要: 为解决电动汽车充电站的选址问题,将 Tent 混沌映射反向学习策略和动态惯性权重策略与飞蛾扑火优化算法相结合,得到混沌反向学习的飞蛾扑火算法。在所提算法中,引入 Tent 混沌映射和反向学习初始化策略来提高初始解的多样性;采用动态惯性权重策略在前期提高探索能力,并在后期加快迭代速度。用算例进行分析,采用改进算法对电动汽车充电站进行选址比标准飞蛾扑火算法和标准粒子群算法更有效。

关键词: 群智能;飞蛾扑火算法;Tent 混沌映射;反向学习;动态惯性权重

DOI:10.3969/j.issn.1000-3886.2023.05.032

[中图分类号] TM910.6 [文献标志码] A [文章编号] 1000-3886(2023)05-0113-03

Location Selection of Electric Vehicle Charging Station Based on Improved Moth-flame Algorithm

Li Hongyu, Zhang Xiaomin, Jiang Chenhui, Peng Kang, Song Laixin, Li Tongzhuang

(School of Electrical Engineering & Information, Northeast Petroleum University, Daqing Heilongjiang 163318, China)

Abstract: In order to solve the location selection problem of electric vehicle charging stations, the Tent chaotic mapping reverse learning strategy and dynamic inertia weight strategy were combined with the moth-flame optimization algorithm, thus an improved algorithm was obtained-chaotic reverse learning moth-flame algorithm. In the proposed algorithm, Tent chaotic mapping and reverse learning initialization strategy were introduced to improve the diversity of initial solutions; dynamic inertia weight strategy was used to improve the exploration ability in the early stage, and speed up the iteration speed in the later stage. Through the analysis with an example, it is known that the improved algorithm is more effective than the standard moth-flame algorithm and the standard particle swarm algorithm to select the location of the electric vehicle charging stations.

Keywords: swarm intelligence; moth-flame optimization (MFO); Tent chaotic mapping; reverse learning; dynamic inertia weight

0 引言

近年来,我国电动汽车的使用数量迅速增长,电动汽车充电站是电动汽车数量增长的基础保障,但是仍面临技术落后等诸多问题。因此,降低充电站建设成本,降低用户使用成本,对电动汽车充电站的位置进行有效规划,是目前急需解决的问题。

本文利用 Tent 映射和反向学习策略提高飞蛾扑火算法 (moth-flame optimization, MFO) 初始种群的多样性。引入动态惯性权重策略,在前期增加搜索能力,在后期提高解的收敛速度,得到混沌反向学习的飞蛾扑火算法 (Tent opposite ameliorative moth-flame optimization, TOAMFO)。并对以全社会总和成本最小为目标的选址模型进行求解。

1 充电站选址模型

电动汽车充电站的规划既要考虑运营商的成本和收益问题,又要考虑用户的使用成本等方面的因素。本文采用以建设成本、年运行维护成本、用户前往充电站耗时成本和用户等待成本为目标的电动汽车充电站选址模型^{[1]14}。

1.1 目标函数

建设成本主要包括充电桩、土地、电缆和变压器等费用,如式

(1)所示。

$$C_1 = \sum_{j=1}^J y_i (O + \beta N_j + \mu N_j^2) \frac{r_0 (1 + r_0)^n}{(1 + r_0)^n - 1} \quad (1)$$

式中: i 为需求点; j 为候选站; y_j 为决策变量,去该候选站为 1,不去为 0; O 为固定成本; β 为充电桩单价; μ 为充电桩等设备的等效投资系数; N_j 为候选站 j 的充电桩数量; n 为充电站使用年限; r_0 为贴现率。

年运行维护成本由人力成本和维护成本组成,如式(2)所示。

$$C_2 = \alpha \sum_{j=1}^J y_i (O + \beta N_j + \mu N_j^2) \quad (2)$$

式中: α 为折算系数。

用户前往充电站成本,如式(3)所示。

$$C_3 = 365 \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} c_{ij} q_i (d_{ij} \cdot \tau / V) \quad (3)$$

式中: c_{ij} 为式中单位耗时成本; q_i 为需求点的需求数量; d_{ij} 为需求点到候选站的距离; τ 为拥堵系数; V 为电动汽车平均行驶速度。

用户等待成本如下所示。

$$C_4 = 365 \cdot 24 \cdot \lambda \cdot \min \left\{ W \cdot \frac{e^{\frac{t_j W}{\lambda}} - 1}{e^{\frac{\lambda}{TW}} - 1}, W \right\} \quad (4)$$

$$t_j = \frac{(N_j \rho_j) N_j}{N_j (1 - \rho_j)^2 \lambda} \times P_0 \quad (5)$$

$$P_0 = \left[\sum_{k=0}^{N_j-1} \frac{1}{k!} \left(\frac{\lambda}{\varepsilon} \right)^k + \frac{1}{N_j!} \cdot \frac{1}{1 - \rho_j} \left(\frac{\lambda}{\varepsilon} \right)^{N_j} \right]^{-1} \quad (6)$$

定稿日期: 2022-06-01

基金项目: 黑龙江省自然科学基金(LH2019E016)

$$\rho_j = \frac{\lambda}{N_j \varepsilon} \tag{7}$$

式中： t_j 为等待时间； ρ_j 为充电桩服务强度； λ 为平均每小时到达充电站的电动汽车数量； ε 为充电桩单位时间服务数量； P_0 为充电站空闲概率； T 为最大等待时间； W 为等待成本。

社会总成本如式(8) 所示

$$\text{Min}F = C_1 + C_2 + C_3 + C_4 \tag{8}$$

1.2 约束条件

约束条件如式(9) 所示。

$$N_{\min} \leq N_j \leq N_{\max} \tag{9}$$

式中： N_{\min} 、 N_{\max} 分别为充电站内充电桩的最小和最大值。

$$\sum_{j \in J} Y_{ij} = 1 \tag{10}$$

式(10) 中需求点只能选择唯一的充电站。

2 改进飞蛾扑火算法及流程

2.1 改进飞蛾扑火算法

2.1.1 Tent 混沌映射

目前 Logistic 映射使用率较高,但是该映射在不同区域内取值率有所不同^[2]。导致 Logistic 映射对算法的收敛速度造成一定的影响,Tent 映射相较于 Logistic 映射性能更优越,产生的初始值更加均匀^[3]。当 $u = 1/2$ 时,是 Tent 映射最常用的参数。

2.1.2 反向学习

OX 为种群的反向解,将种群 X 和种群反向解 OX 合并得到新种群^[4],然后计算出新种群的适应度值,并按照从小到大的顺序进行排列选择前 N 个作为飞蛾扑火算法的初始种群^[5]。

2.1.3 动态惯性权重策略

引入动态惯性权重策略,在迭代初期,惯性权重因子较大,全局探索能力强,可以增强搜索性能,避免陷入局部最优解。在迭代后期,惯性权重因子减小,将大大加快迭代次数。 T 为最大迭代次数, ω 为动态惯性权重^[6],如式(11) 所示。

$$\omega = \left[\frac{e^{2(1-\frac{t}{T})} - e^{-2(1-\frac{t}{T})}}{e^{2(1-\frac{t}{T})} + e^{-2(1-\frac{t}{T})}} \right]^3 \tag{11}$$

图 1 为动态惯性权值变化曲线。

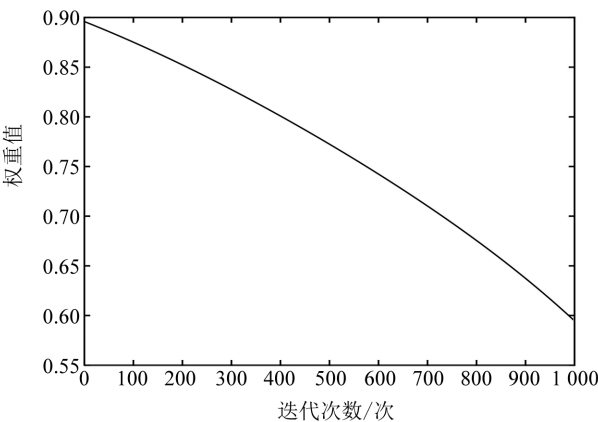


图 1 动态惯性权值变化曲线

改进后的位置更新公式^[7] 如式(12) 所示。

$$S(M_i, F_j) = \omega \times D_i \times e^{bt} \times \cos(2\pi t) + (1 - \omega)F_j \tag{12}$$

2.2 算法流程

步骤一:设置初始化算法参数,飞蛾数量为 n 、维数为 d 和最大迭代次数 T 等。

步骤二:种群 Tent 初始化,产生种群个体。

步骤三:将种群个体利用反向学习,产生反向解,求出飞蛾适应度值,按照适应度值进行排序,选取较优适应度值组成初始种群。

步骤四:更新火焰数量。

步骤五:调整种群,防止超出边界。

步骤六:适应度值排序。

步骤七:按式(11) 更新动态惯性权值。

步骤八:按式(12) 更新飞蛾位置。

步骤九:若满足终止条件,算法结束,获得最优解,否则返回步骤四。

3 算例研究

以某市典型新区的电动汽车充电站选址定容为例进行分析,在一个平面区域 $[0,50] \times [0,50]$ 内设计了一个有 15 个需求点和 5 个备选站点的测试实例^{[1]17},如表 1 所示。表 1 列出了需求点和候选站的坐标。每座充电站的固定成本为 210 万元,每个充电桩的价格为 10 万元,充电桩等效投资系数为 2 万元/台,充电站折旧年限为 20 年,贴现率为 0.08^[8]。

表 1 需求点和候选站的坐标

序号	坐标	数量	序号	坐标	数量
1	25,5	26	11	22,19	44
2	28,46	30	12	26,10	27
3	15,27	49	13	14,26	31
4	34,24	38	14	30,27	26
5	28,8	40	15	19,30	28
6	5,20	38	1	27,42	
7	16,31	48	2	11,36	
8	11,30	47	3	25,24	
9	32,17	47	4	20,12	
10	32,36	29	5	25,14	

人力成本和维护成本的折算系数为 0.1。前往充电站的耗时成本为 35 元/h,路途曲折系数为 1.8,车辆平均行驶速度为 15 km/h,拟建设充电站最大为 3 座。站内充电桩的最小数量为 4 台,站内允许安装充电桩的最大数量为 20 台。每个充电桩每小时服务两台电动汽车,等待成本为 60 元/h。

图 2 为 TOAMFO 算法的选址方案,根据社会总成本最小为目标函数,所选候选站为 1、3、5。

TOAMFO、MFO 和粒子群优化算法 (particle swarm optimization, PSO) 三种算法的选址方案对比图如图 3 所示。由图 3 可知,TOAMFO 的选址方案社会总成本最小,为 9 368 247 元,证明该算法具有优越性。

(下转第 118 页)

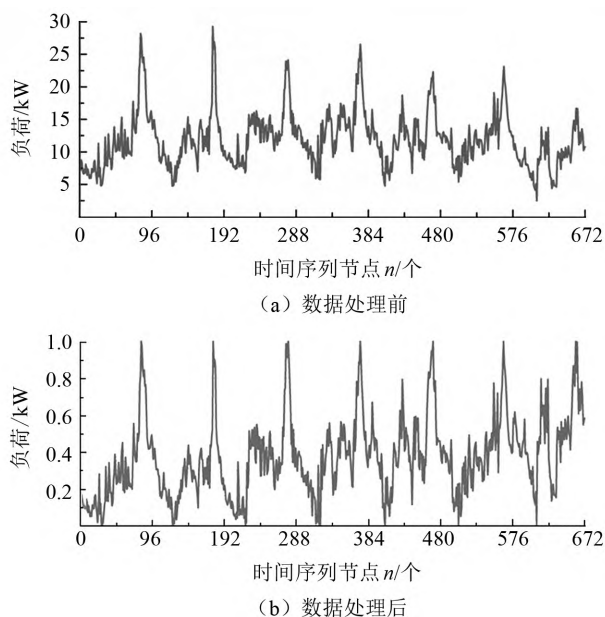


图5 数据处理前后负荷曲线

管理的需要也正在被提出。本文提出的智能立项平台可以有效

(上接第 114 页)

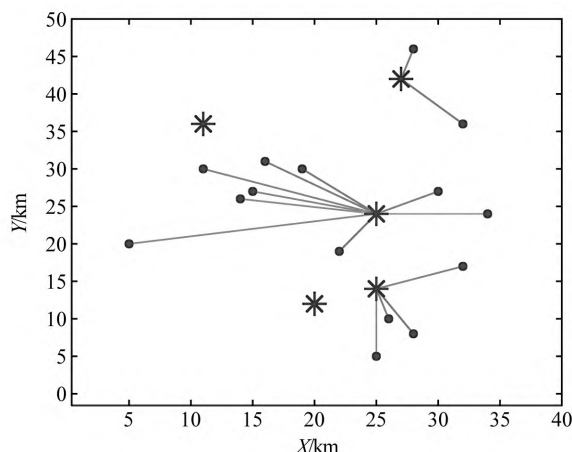


图2 TOAMFO 选址图

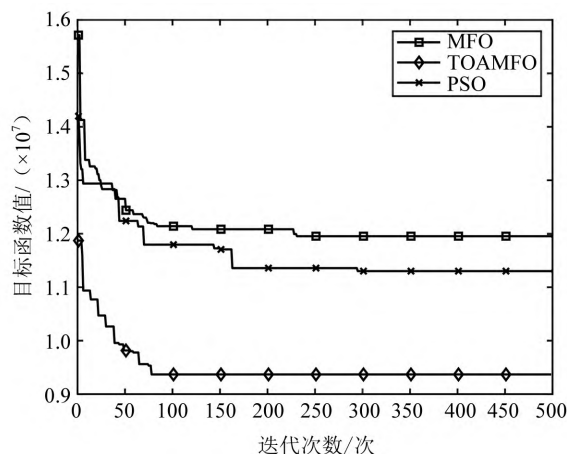


图3 三种算法对比图

地提高电网项目管理的效率与智能程度,有效推进智能电网的构建。算例结果表明,数据预处理体系则可以有效解决电网所接受到的数据质量低问题,同时为后续的数据挖掘做好铺垫。

参考文献:

- [1] 辛苗苗,张延迟,解大. 基于电力大数据的用户用电行为分析研究综述[J]. 电气自动化, 2019, 41(1): 1-4; 27.
- [2] 张东霞,苗新,刘丽平,等. 智能电网大数据技术发展研究[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(1): 2-12.
- [3] 谢清玉,张耀坤,李经纬. 面向智能电网的电力大数据关键技术应用[J]. 电网与清洁能源, 2021, 37(12): 39-46.
- [4] 徐宁,王艳芹,董祯,等. 基于 Apache Spark 的配电网大数据预处理技术研究[J]. 华北电力大学学报(自然科学版), 2021, 48(2): 40-46; 54.
- [5] 曲朝阳,陈帅,杨帆,等. 基于云计算技术的电力大数据预处理属性约简方法[J]. 电力系统自动化, 2014, 38(8): 67-71.
- [6] 李刚,焦谱,文福拴,等. 基于偏序约简的智能电网大数据预处理方法[J]. 电力系统自动化, 2016, 40(7): 98-106.

【作者简介】黄道友(1968—),男,安徽人,高级工程师,工程硕士,主要从事电网设备运检管理研究工作。康健(1981—),男,安徽人,高级工程师,大学本科,主要从事电力系统及其自动化工作。徐超(1999—),男,江苏人,硕士研究生,主要从事电力大数据挖掘研究工作。

4 结束语

本文针对电动汽车选址问题,提出一种新型的改进飞蛾火焰算法。利用改进算法对模型进行求解,将改进算法与 MFO 和 PSO 进行比较,可以明显得出加入了初始化策略和动态惯性权重策略的改进算法在速度和精度上具有优越性,避免算法陷入局部最优,提升全局寻优能力。结果表明,本文提出的改进飞蛾扑火算法可以得到合理的选址方案。后续研究可以将网损成本纳入目标函数中,将研究进一步完善。

参考文献:

- [1] 张强,毛清华,梁萍. 基于改进飞蛾算法的电动汽车充电站选址研究[J]. 湖南文理学院学报, 2021, 33(3): 12-19.
- [2] 欧阳城添,周凯. 融合改进天牛须搜索的教与学优化算法[J]. 计算机工程与应用, 2022, 58(4): 91-99.
- [3] 单梁,强浩,李军,等. 基于 Tent 映射的混沌优化算法[J]. 控制与决策, 2005, 20(2): 179.
- [4] FANG W, WANG J, LIU J, et al. Vulnerability detection with deep learning[C]//2017 3rd IEEE International Conference on Computer and Communications. Chengdu, China: 2017.
- [5] 王光,金嘉毅. 融合折射原理反向学习的飞蛾扑火算法[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(11): 46-51; 59.
- [6] 刘景森,袁蒙蒙,左方. 面向全局搜索的自适应领导者樽海鞘群算法[J]. 控制与决策, 2021, 36(9): 2152-2160.
- [7] 田鸿,陈国彬,刘超. 新型飞蛾火焰优化算法的研究[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(16): 138-143.
- [8] 艾欣,李一铮,王坤宇,等. 基于混沌模拟退火粒子群优化算法的电动汽车充电站选址与定容[J]. 电力自动化设备, 2018, 38(9): 9-14.

【作者简介】李宏玉(1979—),男,黑龙江人,副教授,专业:电力系统综合自动化。