

车-路协同电动汽车动态无线充电的路权调度控制

周熙炜,汪贵平,王会峰,尚 宵
(长安大学电子与控制工程学院,陕西西安 710064)

摘要: 在高速公路中设置无线充电专用道路,对行驶中的电动车辆进行动态无线充电,引发了交通工程领域的深刻变革.然而在最大限度的保证电动车辆充电能效的前提下,如何对这类车辆进行调度和管理,以提高行车安全和道路的通行能力是一个无法回避的关键问题.为此,本文首先建立了系统的车辆调度模型.然后提出了一种新的精英反向变异粒子群算法(Reverse Elitist Mutation Particle Swarm Optimization, REMPSO),通过与传统的粒子群和遗传算法的比对,证明了该算法的稳定性和寻优能力.然后使用这一算法对系统模型进行求解,得出充电行驶中的优化移动隔离分区.通过车-路协同为电动汽车动态无线充电的路权调度提供了一种可行的控制策略.

关键词: 车路协同; 电动汽车; 动态无线充电; 粒子群算法; 路权调度

中图分类号: TP11; U495 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2021)05-0904-08

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20200954

The Scheduling Control Strategy for In-motion EV Wireless Charging Based on Cooperative Vehicle Infrastructure System

ZHOU Xi-wei, WANG Gui-ping, WANG Hui-feng, SHANG Xiao
(School of Electronics and Control Engineering, Chang'an University, Xi'an, Shaanxi 710064, China)

Abstract: Special roads set up in highway used to realize dynamic wireless charging for In-motion electric vehicles that leads to a profound change in the field of traffic engineering. However, on the premise of the maximum charging effect of EV, how to schedule and manage such vehicles to improve traffic safety and road capacity is a key issue that cannot be avoided. Therefore, this paper first establishes the vehicle scheduling model of the system. A new reverse elitist mutation particle swarm optimization (REMPSO) algorithm is proposed. And its rapidity, stability and optimization ability are proved by comparing with the traditional particle swarm optimization and genetic algorithm. Finally, this algorithm is used to solve the system model, and the optimal moving isolation partition is obtained. Based on cooperative vehicle infrastructure system, The paper provides a feasible control strategy for the right of way scheduling of dynamic wireless charging for In-motion EV.

Key words: cooperative vehicle infrastructure system; electric vehicles; dynamic wireless charging; particle swarm algorithm; scheduling

1 引言

近年来,无线电能传输技术(Wireless Power Transfer, WPT)的研究和应用已成为热点课题^[1].而将无线能量传输技术应用于公路交通工程领域,更是得到了国内外专家的广泛关注^[2,3].感应式或谐振式的无线电

能传输技术利用磁场通过近场传输,具有方向性强,传输效率较高,磁辐射水平安全等特点.通过这一技术在高等级公路中铺设无线充电专用道路,对行驶中的电动车辆进行移动无线充电,方便快捷,可有效缓解电动车辆的里程焦虑,对自动驾驶和社会节能减排都有着十分重要的意义,将引发交通工程领域里的深刻

变革^[4].

然而,对处于动态无线充电状态的行驶车辆而言,应通过车-路协同管理系统对车辆下达路权调度指令,防止过分的惰性行车,使得系统兼具充电能效、行驶安全和道路通行能力的要求.

目前,国内外涉及无线充电公路的研究比较多.文献[5]通过电动汽车动态无线充电、道路能源收集以及自修复沥青道路等新技术,提出了一个可持续充电道路的系统架构.文献[6]对公共交通系统中的静态、准动态和动态无线充电的能量成本进行分析,提出了一种评估最小初始投资的优化方法.随着人工智能和移动通信技术的发展,电动汽车驾驶员的充电行为会受到充电定价机制和道路管理的影响,文献[7]提出了一种兼顾考虑充电设施服务率、交通流和可再生能源发电的充电公路计费措施.以上的这些文献多建立在系统宏观层面的研究.

对于无线充电公路行驶电动车辆的路权优化调度问题,文献[8]对电动汽车无线充电的行驶里程进行研究,分析了道路的覆盖范围和充电功率,并研究了环境温度、电池寿命和无线传输效率等外部因素的影响.文献[9]应用遗传算法对无线充电公路的基础设施铺设进行研究.文献[10]得出了系统的充电汽车的速度、交通量和充电设施损耗的关系.

文献[11,12]使用多目标优化算法探讨在自动驾驶情况下高速公路车辆或轨道机车的调度控制策略.文献[13]应用改进的粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)用于短时交通流预测.文献[14]提出了基于遗传和粒子群混合优化的车速预测方法.文献

[15]将 PSO 融入遗传算法(Genetic Algorithm, GA)的变异操作,节省了任务调度时间.文献[16]为了提高解的分布性,提出了一种自适应分解式多目标粒子群优化算法.文献[17]提出了一种模糊混合 GA-PSO 算法,对自动驾驶车进行任务调度.以上的各类新算法若应用于不同的调度问题,则优化过程中的解集分布、适应性和计算量都需进行更多的研究.

本文旨在通过群体进化算法,研究解决电动汽车在无线充电公路上行驶的路权优化调度问题.首先建立了系统车辆调度的数学模型.然后提出了一种新的精英反向变异粒子群 REMPSO 算法,测试了该算法的收敛性、稳定性和寻优能力.最后以车辆追踪间隔为目标函数,使用这一算法对系统模型进行求解,得出电动汽车充电行驶中的优化移动隔离分区,使得充电车辆兼具合理的充电效果和行驶速度.通过车路协同,为电动汽车动态无线充电的路权调度提供了一种可行的控制策略.

2 系统调度模型

在车-路协同电动汽车动态无线充电的路权调度控制系统中,车和路之间通过移动通信,进行车况、行驶位置和路况等的信息进行交互,由系统调度计算机对车辆的移动隔离分区进行分配,并下传至行车电脑,指导车辆的行驶速度设定.

首先应建立车-路协同电动汽车动态无线充电的车辆调度系统数学模型.通过图 1 无线充电车辆的行车示意图,可以反映车辆的追踪间隔和移动隔离分区的动态关系.

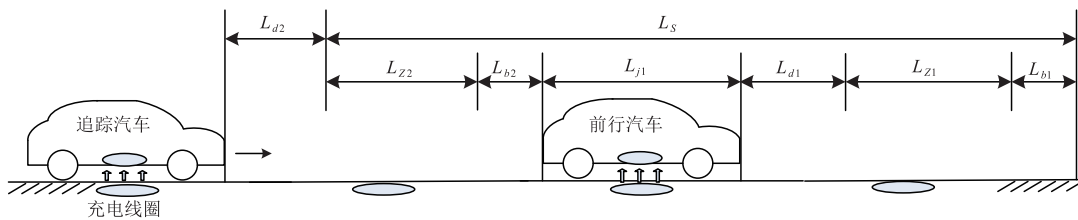


图1 无线充电车辆的行车示意图

图 1 中, S_e 为无线充电公路的总长, n 为路上充电电动车辆的总数, D_{ei} 是第 $i-1$ 辆车与前车的追踪间隔, L_i 为电动车辆 i 的移动隔离分区, V_i 为第 i 个车的行驶速度, L_{b2} 是后面追踪车的缓冲距离, L_{z2} 是追踪车的最大常用制动距离, L_{j1} 是前车的车长, L_{d1} 和 L_{d2} 是前、后车的惰性行驶距离, L_{z1} 是前车的紧急制动距离, L_{b1} 是前车的缓冲距离.

这一系统的充电车辆调度目标函数为

$$\min \{ \max \{ D_{ei} \} \} \quad (1)$$

而系统模型的约束条件有

$$D_{ei} = L_{d2} + L_s - L_i \quad (2)$$

$$L_i = L_{j1} + L_{d1} + L_{z1} + L_{b1} \quad (3)$$

$$\sum_{i=1}^n L_i + \sum_{j=1}^n L_{zj} = S_e \quad (4)$$

$$L_{d2} = L_d + L_{zj} \quad (5)$$

$$T_{ei} = \frac{1}{\sigma} \left(\frac{V_2}{\alpha_{b2}} + \frac{L_i - L_{j1}}{V_2} - \frac{L_{d1} + L_{d2}}{V_2} - \frac{V_1^2}{2\alpha_{b1} V_2} \right) \quad (6)$$

上式中 T_{ei} 是两车行驶的最小追踪间隔时间. 其中, σ 是路面的附着系数, V_1 和 α_{b1} 是前车制动前的行驶速度和制动减速度, V_2 和 α_{b2} 是后车制动前的行驶速度和制动减速度.

L_{d2} 包含 2 个分量, L_d 参与自己移动隔离分区的计

算, L_y 的设置应保证前、后两车的追踪间隔大于前车的移动隔离分区, 否则, 前后两车就必须调整车速, 重新计算和分配隔离分区。

3 改进的 REMPSO 算法

3.1 基本粒子群算法描述

在 PSO 粒子群算法的 d 维的目标搜索空间中, 粒子的速度和位置更新为

$$v_i^j(t+1) = \omega v_i^j(t) + c_1 r_1 (p_i^j(t) - x_i^j(t)) + c_2 r_2 (p_g^j(t) - x_i^j(t)) \quad (7)$$

$$x_i^j(t+1) = x_i^j(t) + v_i^j(t+1) \quad (8)$$

其中, 第 i 个粒子搜索到的最优位置称为个体极值 p_{best} , 而 g_{best} 为全局极值。

而 $i = 1, 2, \dots, N; j = 1, 2, \dots, d$. $v_i^j(t)$ 表示第 i 个粒子在第 t 次迭代时第 j 维的速度, $x_i^j(t)$ 表示为该粒子相应的位置标量. ω 为惯性因子, c_1 和 c_2 称为学习因子或加速常数, r_1 和 r_2 为 $[0, 1]$ 范围内的均匀随机数。

在 d 维搜索空间中, 种群 N 中的某一个体所对应的自身极值点称为精英个体 $X_{i,j}^e$, 该精英个体的反向解为

$$\overline{X_{i,j}^e} = k(\alpha_j + \beta_j) - X_{i,j}^e \quad (9)$$

其中, k 是介于 0 与 1 之间的均匀分布系数。

3.2 新型精英反向变异 REMPSO 算法

本文提出一种新改进的精英反向变异 REMPSO 粒子群算法. 这一算法首先生成粒子反向种群, 从当前粒子种群和反向粒子种群中选取适应度较好的粒子组成新的粒子群, 增加了粒子种群中精英个体的数量; 其次将 GA 的变异操作引入 PSO 中, 结合以上两者的优势来增加粒子种群多样性保持算法收敛速度快的特点, 并降低算法早熟的概率. 这一新算法有以下 2 点改进:

(1) 设置一个粒子群当前位置连续不变 (半径 0.1 的范围内视为不变) 的次数阈值, 用于对聚集性的判断。

(2) 在 PSO 的位置更新公式中引入 GA 的变异算子. 在粒子群有陷入聚集圈的可能时, 更新粒子的位置, 扩大粒子的搜索范围, 位置更新公式如下:

$$x_i^j(t+1) = \rho(x_i^j(t) + v_i^j(t+1)) + (1 - \rho)R x_i^j(t) \quad (10)$$

其中, $\rho \in [0, 1]$ 为加权系数, R 为 $(0, a)$ 之间的随机数, $R x_i^j(t)$ 为变异算子。

3.3 算法的控制参数取值

算法的主要控制参数有: 粒子种群规模 N , 惯性权重系数 ω , 加速常数 c_1 和 c_2 , 最大迭代次数 T , 交叉概率 P_c , 变异概率 P_m 等. 其中, N 的选取与问题的非线性程度相关, 一般在 200 以内. 惯性权重 ω 的

选择通常有固定和时变两种, 较大的 ω 使得算法的搜索能力增强, 但带来冲出可行域的风险; 而过小的取值易使算法陷入局部最优, 可设定取值范围为 $[0.4, 0.9]$ 。

加速常数 c_1 和 c_2 分别调节迭代过程中的粒子在个体极值和全局极值两个方向上运动的最大步长, 通常 c_1 和 c_2 相等, 取为 1.5。

交叉概率 P_c 一般小于 1, 为避免个体交叉而破坏优质个体的结构, 经验值在 $[0.4, 0.99]$ 之间. 变异概率 P_m 的大小是决定改进算法能否跳出局部收敛的关键因素, 一般经验值在 $[0.001, 0.1]$ 之间。

3.4 REMPSO 的算法步骤

REMPSO 的算法流程图如图 2 所示. 其中, 动态边界 $[\alpha_j, \beta_j]$ 的算式为

$$\alpha_j = \min(X_{i,j}), \quad \beta_j = \max(X_{i,j}) \quad (11)$$

在实施步骤中, Step1: 初始化粒子种群; Step2: 以目标函数为载体, 计算粒子的适应度值; Step3: 生成反向种群 $OP = \{\}$; Step4: 计算当前的搜索边界; Step5: 生成精英反向解并且添加到反向种群 OP 中; Step6: 分别获取个体极值和全局极值; Step7: 更新粒子的速度与位置信息; Step8: 若连续 5 次迭代的变化范围小于预设阈值 0.1, 则产生粒子聚集, 需利用变异位置公式更新粒子位置; Step9: 重新计算适应度值; Step10: 达到设定的迭代次数则退出计算。

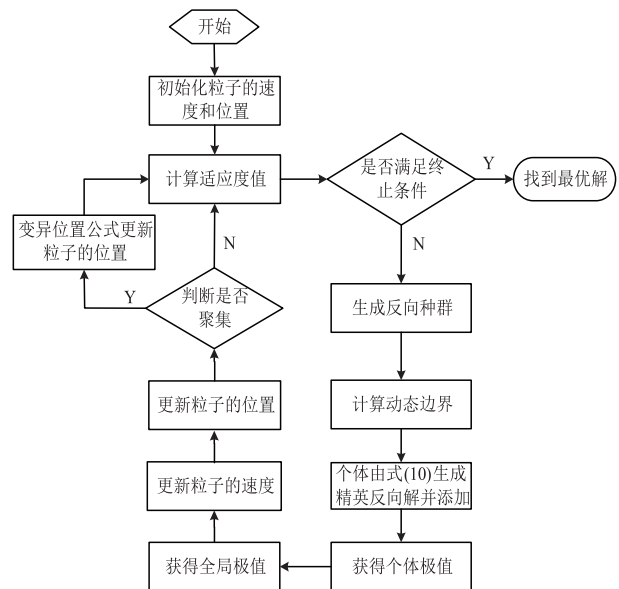


图2 REMPSO算法流程图

3.5 算法灵敏度分析

本文选取的 4 个测试函数均是极值为 0 的函数, 具体的函数信息如表 1 所示。

在表 1 的测试函数中, f_1 和 f_2 为单模态函数, 分别是 Quartic Function 和 Schwefel's problem 2.22 Function。

f_3 和 f_4 为多模态函数, 分别是 Generalized Rastrigin's Function 和 Ackley's Function, 测试范围为 $[-10, 10]$. REMPSO 算法的参数为: 初始种群 $N = 30$, 最大迭代次数 $T = 100$, 加速常数 c_1 和 c_2 取值为 1.49445, 惯性权重取值范围为 $[0.4, 0.9]$, 收敛结果均取 $\log_{10}(x)$. 可以针对不同 ρ 值对算法进行灵敏度分析, ρ 在 $[0, 1]$ 之间分别取值 0.1、0.3、0.5、0.7、0.9 时, 得到的收敛观测曲线如图 3 ~ 图 6 所示.

表 1 测试函数信息

$f_1 = \sum_{i=1}^n ix_i^4 + \text{random}[0, 1)$ $f_2 = \sum_{i=1}^n x_i + \prod_{i=1}^n x_i $ $f_3 = \sum_{i=1}^n [x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i) + 10]$ $f_4 = -20e^{-\frac{1}{5}\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n x_i^2}} - e^{-\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n \cos 2\pi x_i} + 20 + e$

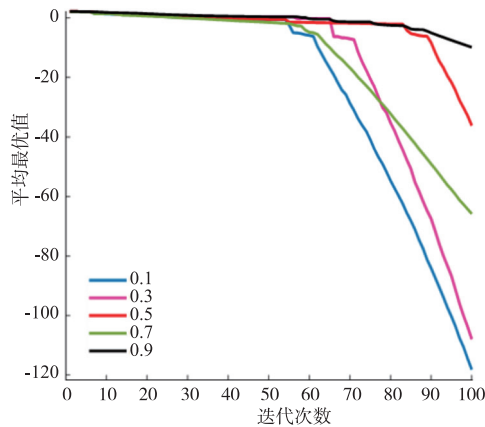


图3 f_1 函数的收敛曲线

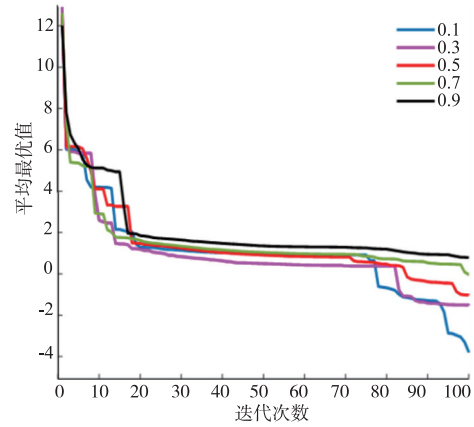


图4 f_2 函数的收敛曲线

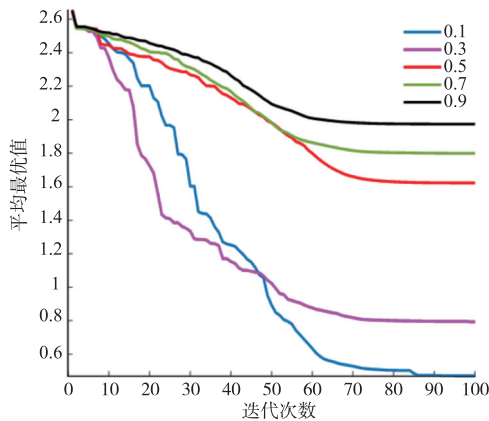


图5 f_3 函数的收敛曲线

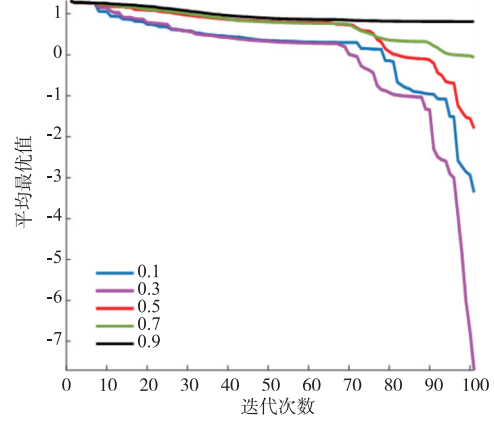


图6 f_4 函数的收敛曲线

3.6 算法的寻优结果分析

由于实验的偶然性会造成实验误差, 故对每一个测试函数使用不同算法独立运行 50 次. 参数设置为: REMPSO 的 $\rho = 0.1$, 交叉概率 $P_c = 0.9$, 变异概率 $P_m = 0.1$.

使用 GA、PSO、REMPSO 分别对测试函数进行寻优测试, 算法测试均使用 MATLAB 2018B 软件进行验证. 以上三种算法分别在单模态和多模态等 4 个测试函数上运行 50 次所得到的实验结果如表 2 所示.

(1) 寻优能力分析

f_1 和 f_2 为各算法的开发能力提供检验依据. 从表 2 中可以看出, REMPSO 算法在单模态函数中的平均收

敛值和最优收敛值均是三种算法里最好的.

f_3 和 f_4 为各算法的探索能力提供检验依据. 在 f_3 中, REMPSO 可以直接搜索到全局最优值, 表现出其强大的搜索能力. 在 f_4 中, REMPSO 搜索函数最优值的能力也强于其他两算法.

(2) 稳定性分析

稳定性是指运行多次, 算法搜寻到最优值的波动情况. 新型 REMPSO 算法基本可以搜索到函数的最优值 0 或者接近最优值, 且方差均是三个算法中波动最小的, 说明了这一算法的稳定性强、搜索精度更高.

(3) 收敛情况分析

算法收敛情况的分析一般是在同等条件下, 算法

达到预设精度的最少迭代次数. 本文给出了以上 4 个测试函数的三种算法寻优对比收敛曲线, 参见图 7 ~ 图 14 所示. 在各测试函数中, REMPSO 算法的收敛速度也明显优于 GA 和 PSO.

表 2 测试函数的实验结果

测试函数	结果	GA	PSO	REMPSO
f_1	最优收敛值	25.1523	0.3773	0
	最差收敛值	60.0001	9.5866	$1.6773e-86$
	平均收敛值	44.2963	3.9340	$1.7525e-87$
	方差	12.3884	3.3130	$5.2831e-87$
f_2	最优收敛值	$1.4352e+03$	17.8955	$4.03932e-37$
	最差收敛值	$7.7120e+06$	83.6669	0.1034
	平均收敛值	$1.7920e+06$	54.6342	0.0103
	方差	$2.6139e+06$	17.1344	0.0327
f_3	最优收敛值	$3.8034e+02$	$3.0511e+02$	0
	最差收敛值	$2.7953e+02$	$1.8750e+02$	0
	平均收敛值	$3.3468e+02$	$2.5673e+02$	0
	方差	32.9861	34.4141	0
f_4	最优收敛值	19.3027	9.4923	$8.8818e-16$
	最差收敛值	20.1146	12.3006	0.0051
	平均收敛值	19.7909	10.9550	$5.6252e-04$
	方差	0.2240	0.9507	0.0016

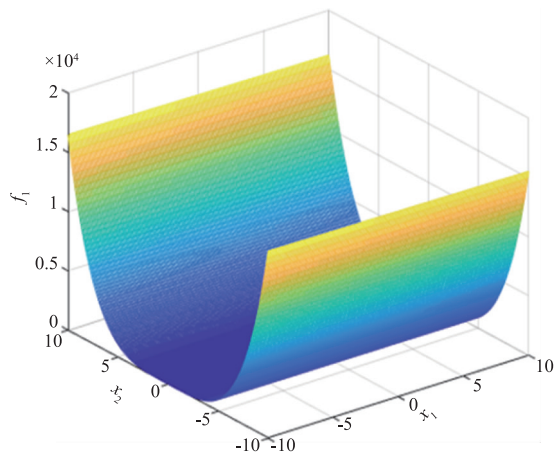


图7 Quartic函数

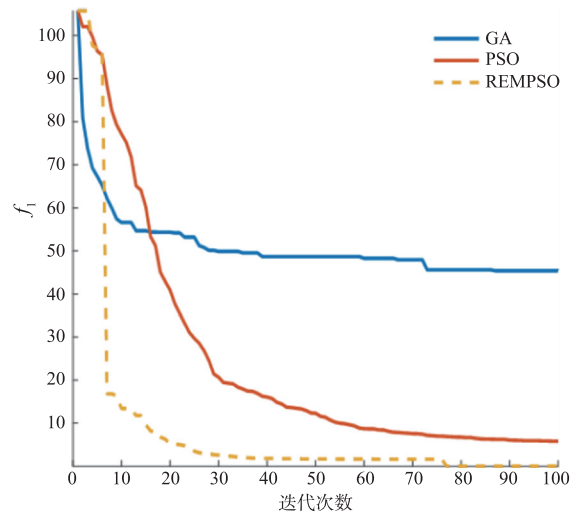


图8 f_1 的寻优对比图

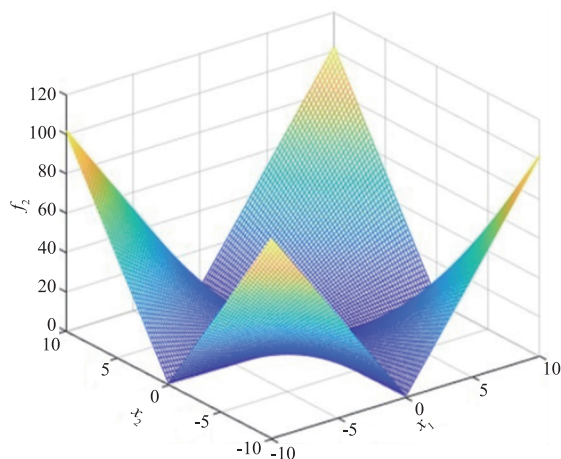


图9 Schwefel函数

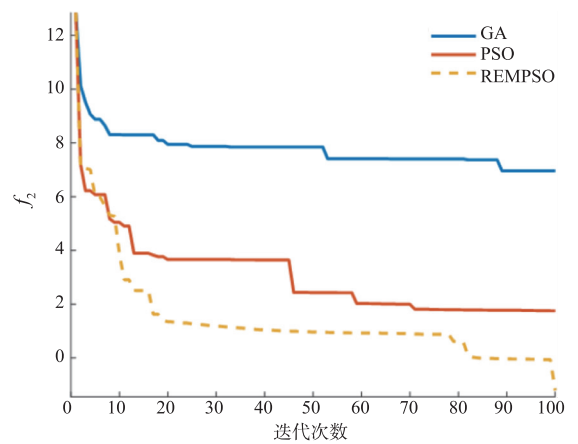


图10 f_2 的寻优对比图

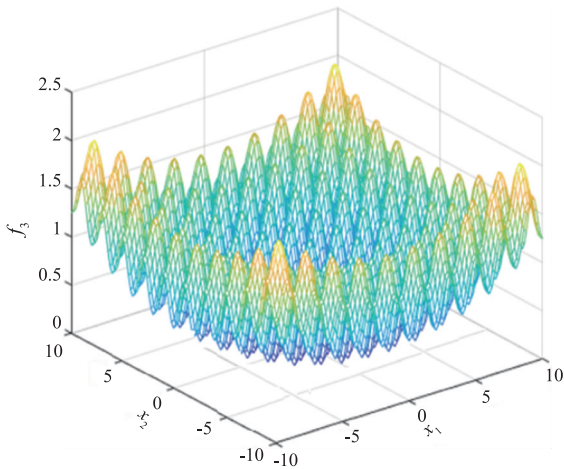


图11 Rastrigin函数

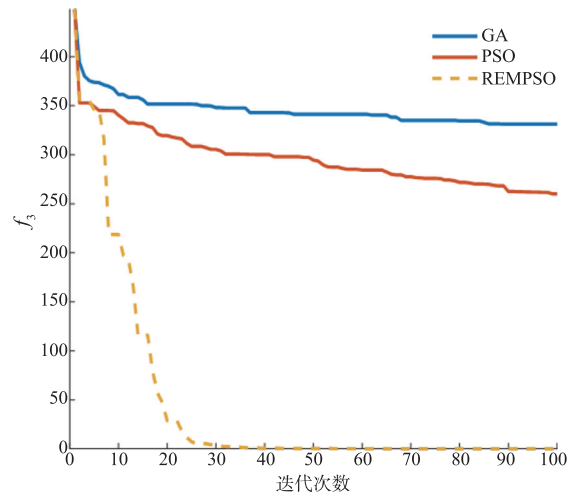


图12 f_3 的寻优对比图

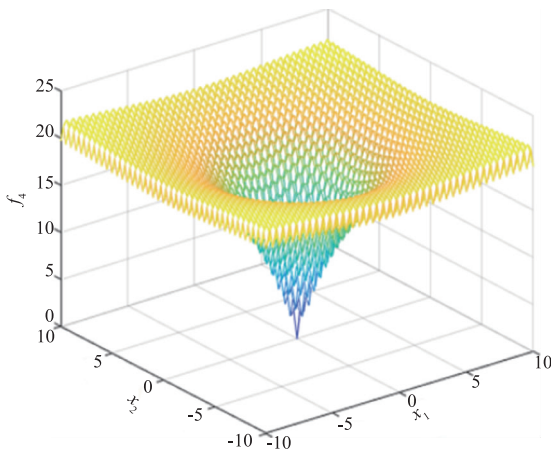


图13 Ackley函数

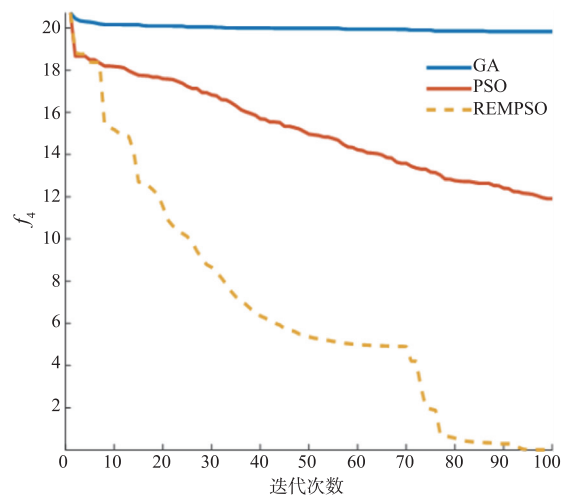


图14 f_4 的寻优对比图

综上所述, REMPSO 在算法的寻优能力、稳定性、搜索精度和收敛速度上都较其他两个算法强, 以上数据和图像验证了这一新型改进算法的可靠性。

4 调度算法应用

用 REMPSO 算法实现系统模型求解时, 以每个粒子代表一辆电动汽车的移动隔离分区, 优化目标函数是任意两辆车之间的最大追踪间隔的最小值。先根据充电车辆调度的目标函数与约束条件计算每个粒子的适应度值, 然后运行算法中的相应 Step, 完成车辆移动隔离分区的优化。

设定算法的 $N = 100, T = 200$, 其他参数不变。设定 I 干燥、II 湿滑和 III 冰雪 3 种路面工况, 其路面附着系数 σ 分别为 0.85、0.55 和 0.25。无线充电公路的总里程 S_e 为 100km。在 n 为 100 的充电行驶车辆中, 选择编号 30 辆车, 分别设定初始速度为 100km/h、60km/h 和 30km/h 的汽车各 10 辆; 其余 70 辆车的速度设定为

50km/h。

使用 REMPSO 算法, 在三种工况下分别运行, 可得出这 100 辆车的移动隔离分区, 其计算的平均值 L_{iav} 的 I、II 和 III 类曲线见图 15 所示。图中, 以工况 II 为例, 初速段为 30、50、60 和 100km/h 的电动汽车, 在动态无线

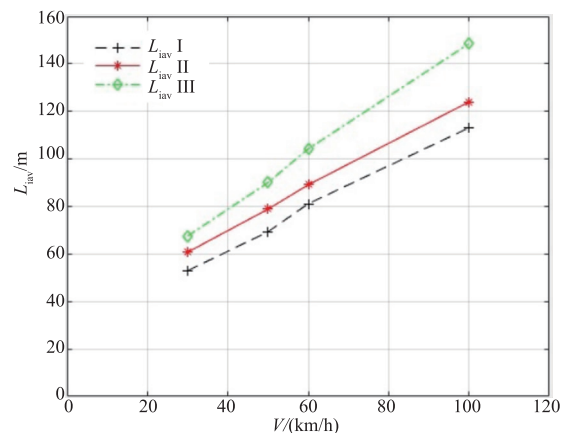


图15 三种工况下的移动隔离分区平均值

充电行驶状态下,各自的平均移动隔离分区 L_{avg} 分别是 60.78m,78.9m,89.12m 和 124.01m,且随着不同工况路面附着系数的减小,电动汽车动态无线充电行驶的移动隔离分区增大。

作为测试分析的 30 辆编号车辆,在工况 II 时的重分配移动隔离分区柱状图如图 16 所示。在车-路协同电动汽车动态无线充电的路权调度控制系统中,可由图 16 的结果分配每辆充电汽车的行驶路权。所有车辆应根据调度指令,调整车速兼顾实现充电需求、行车安全和道路最大通行能力的要求。

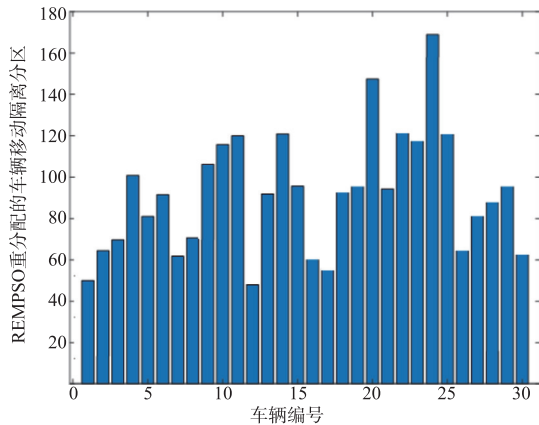


图16 REMPSO重分配的车辆移动隔离分区

5 结论

在高等级公路中设置无线充电专用道路,对电动汽车进行动态无线充电,引发了交通工程领域的深刻变革!本文旨在通过群体进化算法,研究解决动态无线充电车辆的路权优化调度问题。首先建立了系统充电调度的数学模型。然后提出了一种新的精英反向变异 REMPSO 粒子群算法,通过与传统粒子群和遗传算法的比对,证明了该算法的良好稳定性和寻优能力。通过这一算法,以车辆追踪间隔最小为目标函数,对系统模型进行求解,得出了充电行驶中的优化移动隔离分区,为系统提供了一种可行的调度策略。

由于系统中存在着各种非线性因素,如充电公路的电容量参数、道路坡度、弯道、车道数目、信息传递时延、速度误差和车况差异等,都会对系统带来扰动。因此,针对动态无线充电车辆的调度仍需进行更多的研究。

参考文献

[1] Kurs A, Karalis A, Moffatt R, et al. Wireless power transfer via strongly coupled magnetic resonances [J]. *Science*, 2007, 317(5834): 83–86.
 [2] Onar O C, Miller J M, Campbell S L, et al. A novel wire-

less power transfer for in-motion EV/PHEV charging [A]. 2013 Twenty-Eighth Annual IEEE Applied Power Electronics Conference and Exposition (APEC) [C]. Long Beach, CA, USA; IEEE, 2013. 3073–3080.
 [3] García-Vázquez C A, Llorens-Iborra F, Fernández-Ramírez L M, et al. Comparative study of dynamic wireless charging of electric vehicles in motorway, highway and urban stretches [J]. *Energy*, 2017, 137: 42–57.
 [4] Zhang H, Lu F, Mi C. An electric roadway system leveraging dynamic capacitive wireless charging: Furthering the continuous charging of electric vehicles [J]. *IEEE Electrification Magazine*, 2020, 8(2): 52–60.
 [5] Venugopal P, Shekhar A, Visser E, et al. Roadway to self-healing highways with integrated wireless electric vehicle charging and sustainable energy harvesting technologies [J]. *Applied Energy*, 2018, 212: 1226–1239.
 [6] Jang Y, Jeong S, Lee M. Initial energy logistics cost analysis for stationary, quasi-dynamic, and dynamic wireless charging public transportation systems [J]. *Energies*, 2016, 9(7): 483.
 [7] Zhou S Y, Qiu Y, Zou F H, et al. Dynamic EV charging pricing methodology for facilitating renewable energy with consideration of highway traffic flow [J]. *IEEE Access*, 2019, 8: 13161–13178.
 [8] Machura P, De Santis V, Li Q. Driving range of electric vehicles charged by wireless power transfer [J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2020, 69(6): 5968–5982.
 [9] Bi Z C, Keoleian G A, Lin Z H, et al. Life cycle assessment and tempo-spatial optimization of deploying dynamic wireless charging technology for electric cars [J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2019, 100: 53–67.
 [10] Dai X, Jiang J C, Wu J Q. Charging area determining and power enhancement method for multiexcitation unit configuration of wirelessly dynamic charging EV system [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2019, 66(5): 4086–4096.
 [11] Ntousakis I A, Nikolos I K, Papageorgiou M. Optimal vehicle trajectory planning in the context of cooperative merging on highways [J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2016, 71: 464–488.
 [12] Ding J, Li L, Peng H E, et al. A rule-based cooperative merging strategy for connected and automated vehicles [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2020, 21(8): 3436–3446.
 [13] 李松, 刘力军, 翟曼. 改进粒子群算法优化 BP 神经网络的短时交通流预测 [J]. *系统工程理论与实践*, 2012, 32(9): 2045–2049.

- Li S, Liu L J, Zhai M. Prediction for short-term traffic flow based on modified PSO optimized BP neural network [J]. *Systems Engineering-Theory & Practice*, 2012, 32(9):2045 – 2049. (in Chinese)
- [14] 刘吉超,陈阳舟. 基于 GA-PSO 混合优化的 BPNN 车速预测方法[J]. *交通运输系统工程与信息*, 2017, 17(6): 40 – 47.
Liu J C, Chen Y Z. A BPNN-based speed prediction method with GA-PSO optimization algorithm[J]. *Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology*, 2017, 17(6):40 – 47. (in Chinese)
- [15] Moslehi F, Haeri A, Martínez-Álvarez F. A novel hybrid GA-PSO framework for mining quantitative association rules[J]. *Soft Computing*, 2020, 24(6):4645 – 4666.
- [16] 韩红桂,阿音嘎,张璐,等. 自适应分解式多目标粒子群优化算法[J]. *电子学报*, 2020, 48(7):1245 – 1254.
Han H G, A Y G, Zhang L, et al. Adaptive multiobjective particle swarm optimization based on decomposition archive[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2020, 48(7):1245 – 1254. (in Chinese)
- [17] Mousavi M, Yap H J, Musa S N. A fuzzy hybrid GA-PSO algorithm for multi-objective AGV scheduling in FMS [J]. *International Journal of Simulation Modelling*, 2017, 16(1):58 – 71.

作者简介



周熙炜 男,1975 年生,陕西兴平人. 博士,副教授. 主要研究领域为电动汽车无线充电技术,多目标优化控制等.



王会峰 男,1976 年生,山西运城人. 教授,博士生导师. 主要研究领域为车路协同智能驾驶环境信息灵巧感知与协同控制等.
E-mail:hfwang@chd.edu.cn



汪贵平 男,1963 年生,湖北麻城人. 教授,博士生导师. 主要研究领域为车路协同环境下智能车控制与测试、交通信息及控制技术等.
E-mail:gpwang@chd.edu.cn



尚宵 女,1995 年生,陕西咸阳人. 硕士研究生. 主要研究领域为多目标优化控制、交通信息及控制技术等.
E-mail:540208376@qq.com