

文章编号: 2095-4980(2022)07-0738-08

基于改进烟花算法的电动汽车与新能源协同调度

聂昕磊, 樊艳芳

(新疆大学 电气工程学院, 新疆 乌鲁木齐 830047)

摘要: 为提高电力系统对新能源出力的接纳能力, 降低区域电网的等效负荷波动, 维护系统安全性的同时, 增强电动车车主响应的积极性, 以区域电网系统内的等效负荷波动量最小和电动车车主经济效益最优为优化目标, 建立规模化电动汽车与新能源协同调度模型, 来合理安排电动汽车的充放电行为。运用最大模糊满意度法将多目标问题化为单目标问题, 提出一种改进烟花算法, 通过优化初始种群分布, 以“双精英—锦标赛”的选择策略提升算法性能。通过算例结果对比, 验证规模化电动汽车与新能源协同调度可有效平抑等效负荷波动, 为电动汽车用户创造收益。改进的算法降低了计算开销, 求解精确度更高。

关键词: 电动汽车; 协同调度; 可再生能源发电; 最大模糊满意度; 改进烟花算法

中图分类号: TM711

文献标志码: A

doi: 10.11805/TKYDA2020474

Coordinated scheduling of large-scale Electric Vehicles and renewable energy based on Improved Fireworks Algorithm

NIE Xinlei, FAN Yanfang

(School of Electrical Engineering, Xinjiang University, Urumqi Xinjiang 830047, China)

Abstract: In order to improve the power system's ability to accept renewable energy output, reduce the equivalent load volatility of the regional power grid, maintain system security and enhance the response enthusiasm of the owners of Electric Vehicle(EV), taking the minimum load fluctuation in the grid power system, and the optimal economic benefits of the EV owners as the optimization goals, a collaborative scheduling model of large-scale EVs and renewable energy is established to reasonably arrange the charging and discharging behaviors of EVs. The maximum fuzzy satisfaction method is adopted to turn the multi-objective problem into a single objective problem. At the same time, an Improved Firework Algorithm(IFWA) is proposed. The algorithm performance is improved by optimizing the initial population distribution and a double elite-tournament selection strategy. Finally, by comparing the results of the calculation examples, it is verified that the coordinated scheduling of large-scale EVs and renewable energy can effectively suppress the fluctuation of equivalent load and create benefits for EV users. The improved algorithm reduces the computational overhead with a higher accuracy.

Keywords: Electric Vehicle; cooperative scheduling; renewable energy generation; maximum fuzzy degree of satisfaction; Improved Fireworks Algorithm(IFWA)

近年来, 我国新能源发电发展迅猛, 但风、光伏发电因其出力随机性强的特点, 并网后会对电网系统产生较大的波动影响^[1]。此外, 电动汽车(EV)作为一种绿色经济的交通工具, 可借助 V2G(Vehicle-to-Grid)技术将其看作分布式储能单元, 利用其充放电需求具有弹性可调的优点, 合理对 EV 的充放电进行调度, 可有效降低间歇式新能源出力的不确定性, 维护电网系统的稳定运行, 也为 EV 用户带来收益^[2-4]。

目前, 在 EV 与新能源协同调度方面, 部分学者已取得一定的研究进展。文献[5]从电力系统的环境经济角度出发, 以风光消纳量最大, 污染排放量最小为目标, 采用了可求取帕累托最优前沿的 NSGA-II 算法进行求解, 但由于前沿解集内包含众多可行解, 使得最优解的选定含有较强的主观因素。文献[6]建立了 EV 与火电机组协调

收稿日期: 2020-09-23; 修回日期: 2020-10-22

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51767023); 新疆维吾尔自治区高校科研计划基金资助项目(XJUEDU2017S011)

出力的经济环保调度模型，采用动态改变学习因子的粒子群算法求解，这种算法虽较为成熟，但在解空间较复杂时依然易陷入维数灾难。可见，此类调度问题除结合优化对象特点构建切实合理的数学模型外，求解方法也亟待进一步完善。

传统智能算法在求解高维非线性问题时往往会表现出搜索能力低，收敛精确度差，易陷入局部最优等问题。烟花算法(Firework Algorithm, FWA)由Tan等^[7]提出，利用烟花爆炸作为搜索机制：有的烟花爆炸范围大，但爆炸范围内产生的火花数少，有的烟花爆炸范围小，但其爆炸范围内有较密集的火花。烟花的适应度值可以通过这种机制进行信息交互和资源分配，使算法在全局与局部搜索能力间达到一个平衡。目前此算法已应用到大数据优化、机器人路径规划、光伏系统参数确定等优化问题中，在电力调度领域应用较少^[8]。

本文构建了规模化电动汽车与新能源协同调度模型。首先以电网内的等效负荷波动量最小和EV车主的经济效益最优作为优化目标，再通过隶属度函数模糊规化将多目标优化问题转换成最大满意度下的单目标优化问题。为准确、高效地求解模型，提出了改进烟花算法。最后，通过某区域电网作为算例进行仿真，验证了本文所提模型的合理性与算法的优越性。

1 协同调度模型

本文将电动私家车作为研究对象，由于其行驶特性与传统燃油私家车并无明显差异，因此假定它们的行驶规律也相同。根据文献[9]可知，43.5%的私家车日行驶里程在31 km以内，超过90%的车辆日行驶里程在96 km以内。以城市道路为例，车辆出行多集中于早晚高峰时期，平均行驶速度一般情况下小于50 km/h，那么，绝大部分车辆在一天中处于行驶状态的时间不会超过2 h，即24 h内每一时段都会有很高比例的私家车处于停止状态。显然，这就为其参与调度提供了时间上的可能。处于停泊状态的EV理论上都可接入电网进行协同调度，每一时段内处于停泊状态的EV数量即为该时段可入网响应调度车辆的上限值。

1.1 目标函数

以电网系统内的波动程度最平缓(即等效负荷的方差和最小)与车主的经济效益最优作为优化目标，将调度周期定为一天，每1 h定为一个调度时段，总目标数学描述即：

$$F = \min(F_1, F_2) \quad (1)$$

式中： F_1 为电网系统内波动的等效负荷方差和； F_2 为EV车主充放电总费用。

1) 系统内波动的等效负荷方差和最小：

$$\min F_1 = \sum_{t=1}^{24} (P_{\text{Eveh},t} - P_{\text{w},t} - P_{\text{s},t} + P_{\text{load},t} - P_{\text{ave}})^2 \quad (2)$$

$$P_{\text{ave}} = \left[\sum_{t=1}^{24} P_{k,t} \right] / 24 \quad (3)$$

$$P_{k,t} = P_{\text{Eveh},t} - P_{\text{w},t} - P_{\text{s},t} + P_{\text{load},t} \quad (4)$$

式中： $P_{\text{Eveh},t}$ 为在第 t 时段内所有参与并网调度车辆的总充放电功率(充电为正，放电为负)； $P_{\text{s},t}$ 与 $P_{\text{w},t}$ 为第 t 时段内并网的风电与光伏发电功率； $P_{k,t}$ 为第 t 时间段内系统的等效负荷； P_{ave} 为一个调度周期的等效负荷平均值； $P_{\text{load},t}$ 为第 t 时间段内系统的常规负荷功率值。

2) EV车主充放电的总费用最小：

通过研究制定合理的分时电价使车主积极响应控制策略，即峰荷放电、谷荷充电，同时考虑到会有电池折旧损耗与电能损失存在于充放电过程中^[10]，其目标函数可描述如下：

$$\min F_2 = \sum_{t=1}^{24} (k_t^+ P_{\text{Eveh},t} C_t^+ + k_t^- P_{\text{Eveh},t} C_t^-) \Delta t + \sum_{t=1}^{24} C_t^b \quad (5)$$

$$C_t^b = C_d P_{\text{Eveh},t} \Delta t \quad (6)$$

式中： C_t^+ 和 C_t^- 分别为 t 时段内的充电和放电电价； Δt 为一个时间窗口的调度时长； k_t^+ 和 k_t^- 为充放电标志，当它们为1和0时表示EV在第 t 时段内进行了充电操作，0和1则相反； C_t^b 为第 t 时段内的电池折旧损耗，其值为充放电能折合的电池损耗率 C_d 与实际充放电电量的乘积，为简化计算，设电池寿命3 000次且每次充放达电池容量的70%，此时 C_d 为0.42元/(kW·h)^[10]。

1.2 约束条件

1) 假定区域内参与并网调度的 EV 除在行驶状态的时间外均可响应。

2) EV 的充放电功率约束：

设定以恒定功率为 EV 进行充放电，充电开始和结束时刻功率的变化忽略不计；还考虑到 EV 充放电功率受到其最大充放电能力的约束，可由式(7)表达：

$$-N_{p,t}\bar{p}_{\max} \leq P_{\text{Eveh},t} \leq N_{p,t}\bar{p}_{\max} \quad (7)$$

$$N_{p,t} = N_{\text{Eveh}}\lambda_t^p \quad (8)$$

式中： \bar{p}_{\max} 为每一辆 EV 的平均最大充放电功率； $N_{p,t}$ 为在第 t 时段内处于停泊状态的 EV 的数量； N_{Eveh} 为系统内可用于并网调度的 EV 总数； λ_t^p 为 EV 在第 t 时段内处于停泊状态的概率。

3) 电池剩余电量约束：

设定从第 t 时段开始时，系统中所有的 EV 电池内的剩余电量为 S_t ，那么从第 $t+1$ 时段开始，其电池内储存的总电量 S_{t+1} 需满足以下约束：

$$S_{t+1} = S_t - S_{dr,t} + (k_t^+ P_{\text{Eveh}} \eta_{\text{cha}} + \frac{k_t^- P_{\text{Eveh}}}{\eta_{\text{discha}}}) \Delta t \quad (9)$$

$$S_{dr,t} = N_{dr,t} S_{dr,ave} \quad (10)$$

$$N_{dr,t} = (1 - \lambda_t^p) N_{\text{Eveh}} \quad (11)$$

$$S_{dr,ave} = S_{km} \bar{v} \Delta t \quad (12)$$

式中： $S_{dr,t}$ 为第 t 时间段内所有行驶的 EV 所消耗的电能量； $\eta_{\text{cha}}, \eta_{\text{discha}}$ 分别为 EV 的充、放电效率； $S_{dr,ave}$ 为在一个时间窗口内 EV 的平均行驶耗电量； $N_{dr,t}$ 为在第 t 时间段内处于行驶状态电动汽车的数量； \bar{v} 为 EV 行驶的平均速度； S_{km} 为 EV 的每公里行驶平均耗电量。

剩余电量上下限约束：

$$S_{\min} \leq S_t \leq S_{\max} \quad (13)$$

式中 S_{\min} 与 S_{\max} 分别为车载电池储存电量的下限和上限。

过度充放对电池的损耗严重，要尽可能地保证浅冲浅放，同时满足留有一定电量保证车辆的正常行驶需求，则应把电池的荷电状态控制在一个合理的范围内^[11]，即由荷电状态系数 ε 与 γ 来控制电池电量范围：

$$\begin{cases} S_{\max} = \gamma N_{\text{Eveh}} S_{\text{ave,max}} \\ S_{\min} = \varepsilon N_{\text{Eveh}} S_{\text{ave,max}} \end{cases} \quad (14)$$

式中： $S_{\text{ave,max}}$ 为每一辆 EV 的平均最大电池容量。

EV 在一个调度周期内 T 个调度时段的总消耗电量等于总充电电量：

$$\sum_{t=1}^T (k_t^+ P_{\text{Eveh},t} \eta_{\text{cha}} + \frac{k_t^- P_{\text{Eveh},t}}{\eta_{\text{discha}}}) \Delta t = \sum_{t=1}^T S_{dr,t} \Delta t \quad (15)$$

本文以天为调度周期，车载电池荷电状态(State of Charge, SOC)以一天为单位不断循环，需满足此约束条件。

1.3 目标函数模糊化

为了兼顾 2 个目标，使所求模型的解在实际中更符合决策者的要求，本文借助隶属函数将多目标函数模糊化，采用最大满意度反映决策者对多个目标值的总体满意程度。对于上文的 2 个单目标函数，希望系统内波动的等效负荷方差和越小越好，EV 车主充放电总费用越少越好，都属于有上限而无下限的类型。由此选定单调不增的降半梯形分布作为 2 个待优化目标的隶属度函数，见式(16)~式(17)：

$$\mu[f_1(x)] = \begin{cases} 1, & f_1(x) \leq c_1 \\ \frac{c_1 + \delta_1 - f_1(x)}{\delta_1}, & c_1 < f_1(x) < c_1 + \delta_1 \\ 0, & f_1(x) \geq c_1 + \delta_1 \end{cases} \quad (16)$$

$$\mu[f_2(x)] = \begin{cases} 1, & f_2(x) \leq c_2 \\ \frac{c_2 + \delta_2 - f_2(x)}{\delta_2}, & c_2 < f_2(x) < c_2 + \delta_2 \\ 0, & f_2(x) \geq c_2 + \delta_2 \end{cases} \quad (17)$$

式中： x 为决策变量； c_1 与 c_2 分别为目标函数 $\min F_1$ 和 $\min F_2$ 的单目标优化极值； δ_1 与 δ_2 分别为可接受的系统内波动方差和增量与EV车主支出费用的增量，依据单目标优化得到的最优值进行适当的伸缩确定，计算方法为：

$$\begin{cases} 0 < \delta_1 < h_1(c_{12} - c_1) \\ 0 < \delta_2 < h_2(c_{21} - c_2) \end{cases} \quad (18)$$

式中： c_{12} 为以EV车主充放电费用最低为单目标优化时的系统内等效负荷方差和的大小； c_{21} 为以系统内波动的等效负荷方差和最小为单目标优化时的车主支出费用； h_1 与 h_2 为0~1间的常数，越大表示决策者对目标函数偏离期望值的容忍度越大。

根据模糊集理论的最大最小法则^[12]，定义 λ 为决策者对各隶属度函数的满意程度，其取值为所有隶属度函数中的最小值，即：

$$\lambda = \min \{ \mu[f_1(x)], \mu[f_2(x)] \} \quad (19)$$

综上，所求问题已被转换成在满足各个约束条件下满意度 λ 的最大化问题，其数学描述为：

$$\begin{aligned} & \max \lambda \\ & \text{s.t.} \begin{cases} \mu[f_1(x)] \geq \lambda \\ \mu[f_2(x)] \geq \lambda \\ 0 \leq \lambda \leq 1 \\ \text{式(7)~式(15)} \end{cases} \end{aligned} \quad (20)$$

2 模型求解

2.1 改进烟花算法

基本FWA由于其启发机制“烟花爆炸”时爆炸半径的控制问题，会导致搜索不彻底，使烟花种群多样性在迭代前期与后期无法很好地平衡，降低算法收敛效率，运行速度较慢。本文通过对初始烟花分布以及选择策略的改进，较好地提升了算法性能，并运用改进烟花算法(IFWA)对所建模型进行求解。

2.1.1 爆炸算子

在烟花算法里，第 k 次迭代烟花 x_i^k 的爆炸半径 A_i^k 与爆炸产生的火花数量 S_i^k 是由其相对于全部烟花种群中其他烟花粒子适应度计算得出^[10]：

$$A_i^k = M_A \frac{f(x_i^k) - y_{\min}^k + \zeta}{\sum_{j=1}^N (f(x_j^k) - y_{\min}^k) + \zeta} \quad (21)$$

$$S_i^k = M_S \frac{y_{\max}^k - f(x_i^k) + \zeta}{\sum_{j=1}^N (y_{\max}^k - f(x_j^k)) + \zeta} \quad (22)$$

式中： M_A 与 M_S 分别为最大爆炸半径和预先设定的 N 个烟花所产生火花的总数； $f(x_j^k)$ 为烟花 x_j^k 的适应度值； y_{\min}^k 、 y_{\max}^k 分别为第 k 代烟花种群的最小和最大适应度； ζ 为避免除零操作而增加的一个机器最小量。结合以上两式可得传统烟花算法在爆炸生成初始种群时，由于初始种群适应度值有一定的随机性，可能会导致初始烟花分布出现多个烟花重叠或在解空间的某一区域烟花分布过多，造成迭代初期浪费大量计算资源进行局部搜索，虽强化了“局部勘探”，但耗时多，易陷入局部极值；为避免此现象，达到前期着重于全局搜索，提高计算效率与精确度，本文首先改进是将整个解空间 N 等分，在每一等份随机爆炸一组初始烟花来确保算法前期能有一个高覆盖率的种群进行全局搜索，由上文叙述得 N 为烟花个数，初始烟花数量并不庞大，因此无需采用混沌初始化的方法，这样也能避免增加混沌因子所带来的额外计算开销，且由于FWA独特的求解机制，有限的初始种群在不断的迭代中依然能遍历整个搜索空间。图1为5等分下的初始种群示意图。

2.1.2 高斯爆炸变异以及映射规则

烟花算法为了增强爆炸后火花的多样性，引入高斯变异算子来产生变异火花：

$$\hat{x}_{i,m}^k = x_{i,m}^k + e(x_{\min,m}^k - x_{i,m}^k) \quad (23)$$

式中： $x_{i,m}^k$ 为烟花 x_i^k 在维度 m 上的值； $x_{\min,m}^k$ 为当前烟花种群中适应度值最小的烟花 m 维的值； $e \sim N(1, 1)$ 。

在产生爆炸和高斯变异算子时有火花会超出约束，需通过映射规则将其映射到一个满足约束的新位置：

$$x_{i,m}^k = x_m^{\min} + rand(x_m^{\max} - x_m^{\min}) \quad (24)$$

式中 x_m^{\max} , x_m^{\min} 分别为在可行解空间维度 m 上的最大最小值。

2.1.3 采样选择

采样选项是FWA的关键一步，指在包括烟花、爆炸火花、变异火花在内的候选者集合中选择合适的个体再爆炸产生新种群，通过种群积累的经验使下一代种群不断进化从而找到最优解。传统FWA采用“精英—距离”的选择策略，首先保留适应度最好的烟花即精英，其次在剩余烟花个体中算出每个烟花与其他烟花的距离之和，最后利用轮盘赌方式确定选择概率，计算式为：

$$p(x_i) = \frac{Dis(x_i)}{\sum_{j=1}^N Dis(x_j)} \quad (25)$$

式中： $p(x_i)$ 为 x_i 被选中进入下一代的概率； $Dis(x_i)$ 为烟花个体 x_i 与其他烟花个体的距离总和。

这种基于欧式距离的选择策略将大量运算资源消耗在轮盘赌概率计算上，耗时较多。本文采取一种“双精英—锦标赛”策略来进行改进。首先，保留基本烟花算法中选择 $Dis(x_i)$ 最大的烟花个体这一操作，将此烟花作为第1“精英”；再选择出适应度最优的烟花个体作为第2“精英”，双精英筛选完成后，接着在剩余烟花和火花个体中采用锦标赛选取策略，即从这些候选个体中随机选中5个个体，对它们的适应度进行排序，选择最优的进入下一代直至达到限定的种群规模，即：

$$x_i = \begin{cases} Dis(X)_{\max}, & i = 1 \\ f(X)_{\text{best}}, & i = 2 \\ \text{锦标赛选择}, & i = 3, 4, \dots, n \end{cases} \quad (26)$$

式中： $f(X)_{\text{best}}$ 为集合 X 中最优适应度值； $Dis(X)_{\max}$ 为最大距离值。

综上所述，以EV在各调度时间窗口的出力(充放电功率)总和作为控制变量，每个烟花(火花)粒子即为一种调度策略。并导入其各时段的停泊概率、电池充放电参数、分时电价以及风电、光伏出力与常规负荷值等初始数据。具体的IFWA算法流程如图2所示。

3 算例分析

以某含风、光、电动汽车的区域电网为例，该系统内可进行并网调度的EV总量为5万辆，其典型日内的停泊概率 λ_i^p 如图3所示，图4是该地区新能源与常规负荷

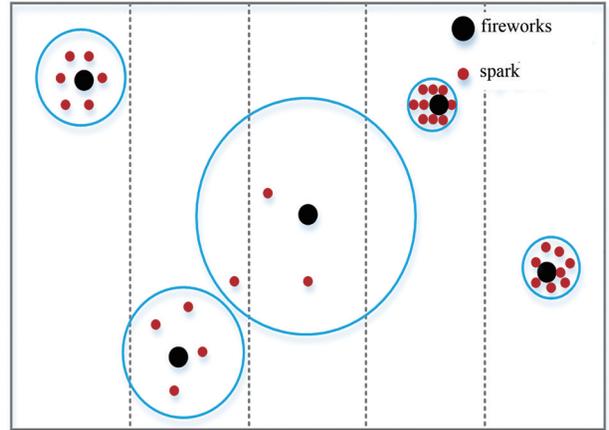


Fig.1 Initial firework distribution under 5 equal divisions of solution space

图1 解空间5等分下的初始烟花分布图

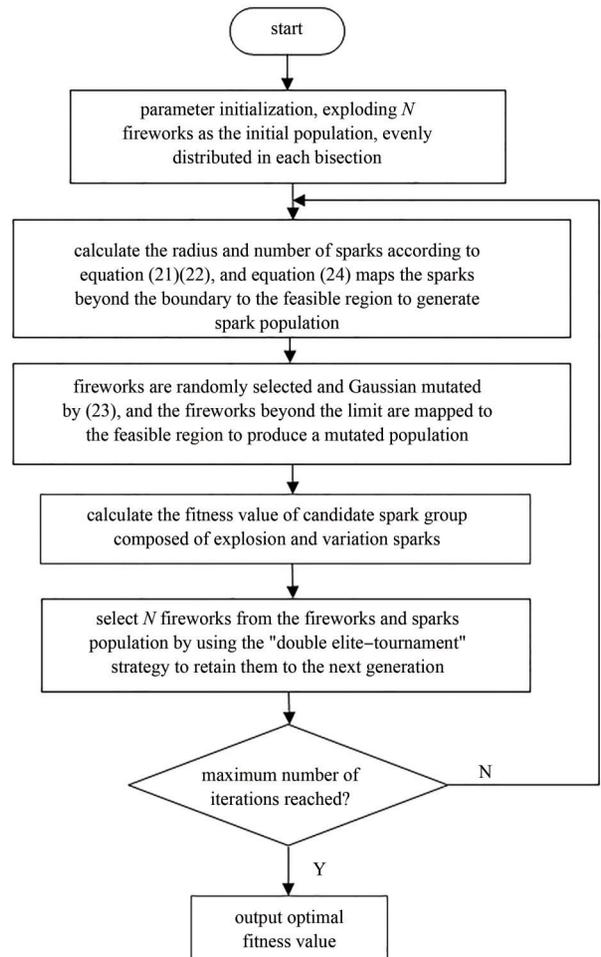


Fig.2 Flow chart of Improved Firework Algorithm

图2 IFWA算法流程图

的典型日功率曲线。结合文献[13]，制定了如表 1 所示的分时电价。车载电池容量 21.6 kW·h，调度初始时刻每辆 EV 均含有 50% 的电量，其充放电功率为 3.9 kW，平均行驶耗电量 0.14 kW·h/km，平均行驶速度 45 km/h，荷电状态系数 ϵ, γ 分别为 0.2 与 0.9，充放电效率均为 0.8；仿真平台：Matlab2016b；烟花算法主要参数：烟花种子数为 16，最大爆炸个数为 64，每个烟花的维数为 24；同时引入粒子群算法(PSO)、遗传算法(GA)做对比，PSO 的粒子数目为 16，惯性权重 0.7，学习因子均为 0.5，粒子速度限制在 $[-1,1]$ ；GA 的种群数量为 16，交叉、变异概率分别为 0.8,0.2，它们的迭代次数均为 400/1 000。

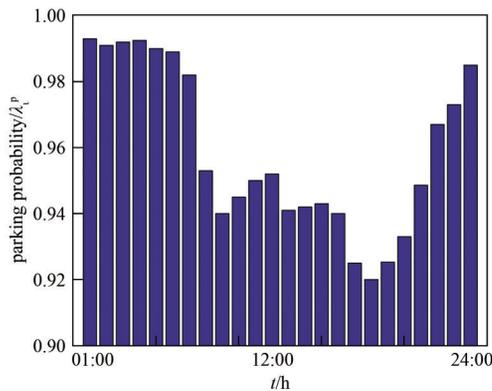


Fig.3 Probability of EVs to be parked in a day
图3 车辆典型日内停泊概率

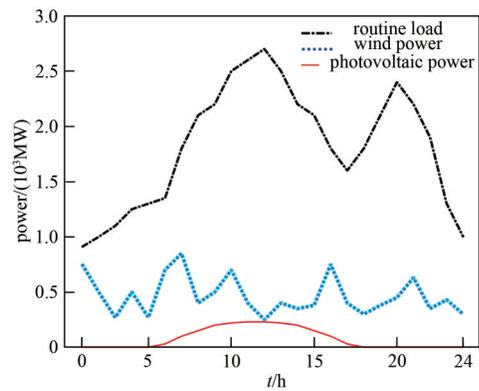


Fig.4 Scenery output and conventional load values at various time of the day in a certain area
图4 某地区典型日内各时段的风光出力以及常规负荷值

将原始数据输入，解得 2 种单目标函数模型的优化结果见表 2，算法性能对比见图 5~图 6。由图可见，相比于基本烟花算法、粒子群、遗传算法，IFWA 都能有效避免早熟，不易陷入局部最优，迭代精确度表现出色；且相比于 FWA 耗时 3.7 s 左右，IFWA 仅用 1.93 s 就可完成 400 次迭代并达到收敛，计算效率也有改善。

表1 充放电分时电价

Table1 Charge and discharge price list

time interval	attribute	discharge tariff C_t^-		charging tariff C_t^+	
		yuan/(kW·h)		yuan/(kW·h)	
07:00~10:00	flat loads	0.468		0.781	
10:00~15:00	peak loads	1.007		1.253	
15:00~18:00	flat loads	0.468		0.781	
18:00~21:00	peak loads	1.007		1.253	
21:00~23:00	flat loads	0.468		0.781	
23:00~07:00	valley loads	0.168		0.335	

表2 单目标优化结果

Table2 Single objective optimization results

target	single objective F_1 optimization	single objective F_2 optimization
variance sum / (10^4 MW ²)	660.991 0	910.034 1
cost / (10^4 yuan)	-2.009 6	-66.025 1

when the expense is negative, it means income

专家或决策人员可依据各单目标优化极值客观得出容忍度解的范围，以此为界确定最大可接受的系统内等效负荷方差和增量以及最大可接受的车主充放电费用增量，通过前文叙述并结合当地电网侧与用户侧实际情况后，本文 δ_1 取 239.12×10^4 MW²； δ_2 取 63.925 1 万元，进而求解多目标模糊化模型，得其模糊优化结果见表 3，迭代图如图 7 所示。

表3 模糊优化结果

Table3 Calculation results of fuzzy optimization

properties of solution	λ	$\mu[f_1(x)]$	$\mu[f_2(x)]$	variance sum / (10^4 MW ²)	cost / (10^4 yuan)
optimal solution	0.697	0.697	0.703	733.409 0	-47.069 1
random solution	0.695	0.700	0.695	732.649 0	-46.558 2
random solution	0.628	0.683	0.628	736.621 5	-42.224 9
random solution	0.672	0.672	0.695	739.284 2	-46.558 3

when the expense is negative, it means income

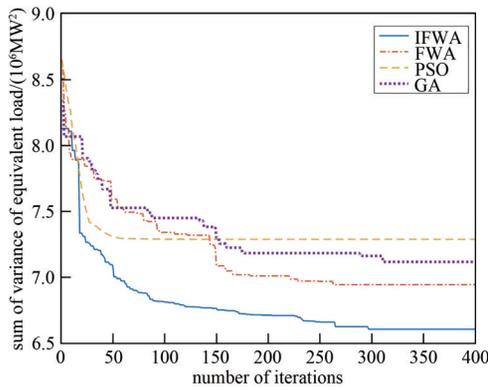


Fig.5 Iterative curves with variance sum minimum as single objective
图5以等效负荷的方差和最小为单目标的迭代曲线

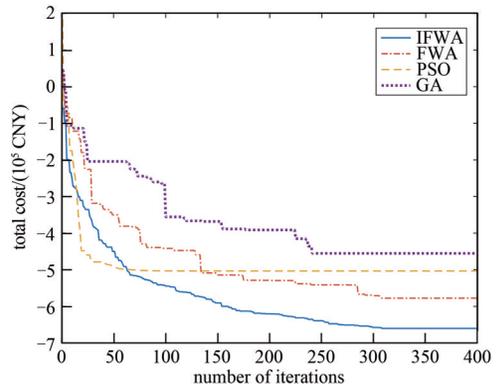


Fig.6 Iterative curves with the total cost of charge and discharge minimum as single objective
图6以EV车主充放电总费用最小为单目标的迭代曲线

由表3得最优解对应的全局最大满意度 $\lambda=0.697$ ，此时系统内的等效负荷方差和为 $733.409 \times 10^4 \text{ MW}^2$ ，车主收益为47.069 1万元。剩余3个随机解为运行20遍程序后随机选出，与最优解误差在7%以内，可见IFWA的稳定性良好。IFWA在求解此模型时精确度依然优于其他算法，如图7所示，虽由于模型复杂程度增加导致收敛代数增长，但相比于FWA近10 s的耗时，IFWA只消耗5.36 s便完成计算，效率提升显著，进一步验证了所做改进的有效性。对比表2~表3的应用模糊化模型求解后，方差和相比于单目标 F_1 优化模型增加了10.9%，但比 F_2 优化模型减少了19.4%，车主的收益相比于单目标 F_2 优化模型虽减少了28.5%，但相比于 F_1 优化模型收益则有相当可观的提高，多目标模糊优化的结果虽不如各自单独优化的结果优秀，但在满足客观约束条件下很好地权衡了决策者的期望与容忍度。

此外，在现如今规模化的电动车并网背景下，分别取1万、5万、10万和20万辆车并网进行仿真对比，主要项结果见表4。由表4可知，随着EV渗透率的不断增长，车主的收益从1万辆车时平均每人6.34元/天增长到20万辆时平均每人9.6元/天，涨幅超过50%。电网的等效负荷波动在逐渐平缓，从1万辆到20万辆，波动平抑接近44%，EV削峰填谷的作用也越发明显。

表4 不同电动车规模下的模糊优化结果主要项对比

Table4 Comparison of main items of fuzzy optimization results under different electric vehicle scales

number of vehicles/ 10^4	1	5	10	20
charge and discharge cost/ (10^4 yuan)	-6.342 6	-47.069 1	-95.690 2	-191.661 2
variance sum/ (10^4 MW^2)	901.742 3	733.409 0	588.094 6	473.305 2
valley peak difference/ (10^3 MW)	2.020 2	1.776 4	1.655 8	1.340 7

when the expense is negative, it means income

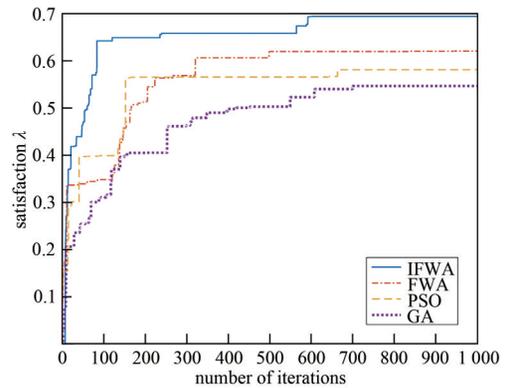


Fig.7 Maximum satisfaction iteration curves
图7最大满意度迭代曲线

4 结论

建立了V2G模式下规模化的电动汽车与新能源协同调度模型，以最大满意度的模糊优化理论处理多目标问题；为高效、准确地求解模型，基于烟花算法，针对其不足，通过优化初始种群，提出一种“双精英—锦标赛”选择策略对算法进行改进，有效降低了运算开销，提高了计算效率，改进后的算法与PSO,GA和FWA相比不易陷入局部极值，寻优精确度更高，可推广到其他优化调度问题的研究中。

参考文献：

[1] 葛少云,郭建伟,刘洪. 计及需求侧响应及区域风光出力的电动汽车有序充电对电网负荷曲线的影响[J]. 电网技术,

- 2014,38(7):1806–1811. (GE Shaoyun, GUO Jianyi, LIU Hong. The impact of orderly charging of electric vehicles on the load curve of power grids taking into account demand-side response and regional wind and solar output[J]. Power System Technology, 2014,38(7):1806–1811.)
- [2] MEHRI R, KALANTAR M. Multi-objective scheduling of electric vehicles considering wind and demand uncertainties[C]// Smart Grid Conference. Tehran:IEEE, 2017:122–129.
- [3] LE FLOCH C, BELLETTI F, MOURA S. Optimal charging of electric vehicles for load shaping: a dual-splitting framework with explicit convergence bounds[J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2016,2(2):190–199.
- [4] ALEXANDROU A D, KLADAS A G. Integration of electric vehicles into the electricity grid for maximum utilization of wind energy[C]// Mediterranean Conference on Power Generation, Transmission, Distribution and Energy Conversion (Med Power 2016). Belgrade:IEEE, 2016:1–6.
- [5] 侯建朝, 胡群丰. 计及需求响应的风电—电动汽车协同调度多目标优化模型[J]. 电力自动化设备, 2016,36(7):22–27. (HOU Jianchao, HU Qunfeng. Multi-objective optimization model of wind power–electric vehicle coordinated dispatching in consideration of demand response[J]. Power Automation Equipment, 2016,36(7):22–27.)
- [6] 侯建朝, 侯鹏旺, 孙波. 电动汽车和可再生能源经济环保协同并网调度的优化模型[J]. 可再生能源, 2017,35(11):1655–1663. (HOU Jianchao, HOU Pengwang, SUN Bo. Optimization model for grid-connected dispatching of electric vehicles and renewable energy economy and environmental protection[J]. Renewable Energy, 2017,35(11):1655–1663.)
- [7] TAN Y, ZHU Y. Fireworks algorithm for optimization[C]// International Conference on Advances in Swarm Intelligence. [S.l.]: Springer-Verlag, 2010:355–364.
- [8] 雍静, 赵瑾, 郇嘉嘉, 等. 基于混沌增强烟花算法的多能源系统并网优化调度[J]. 电网技术, 2019,43(10):3725–3733. (YONG Jing, ZHAO Jin, XUN Jiajia, et al. Grid-connected optimization scheduling of multi-energy systems based on chaos-enhanced firework algorithm[J]. Power System Technology, 2019,43(10):3725–3733.)
- [9] HASSAN Fathabadi. Novel grid-connected solar/wind powered electric vehicle charging station with vehicle-to-grid technology[J]. Energy, 2017(132):229–239.
- [10] 张书盈, 孙英云. 考虑分时电价和电池损耗的电动汽车集群V2G响应成本分析[J]. 电力系统及其自动化学报, 2017,29(11):39–46. (ZHANG Shuying, SUN Yingyun. V2G response cost analysis of electric vehicle cluster considering time-of-use electricity price and battery consumption[J]. Journal of Electric Power System and Automation, 2017,29(11):39–46.)
- [11] 刘熹, 李琳, 刘海龙. 动力型锂电池SOC与SOH协同估计[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2020,18(4):750–755. (LIU Xi, LI Lin, LIU Hailong. Cooperative estimation of SOC and SOH for power lithium batteries[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Technology, 2020,18(4):750–755.)
- [12] 刘合香. 模糊数学理论及应用[M]. 北京: 科学出版社, 2012. (LIU Hexiang. Theory and application of fuzzy mathematics[M]. Beijing: Science and Society Press, 2012.)
- [13] SHI Zejing, ZHU Ninghui, YU Jinsong. The electric vehicle time-of-use price optimization model considering the demand response[J]. Matec Web of Conferences, 2018,160(4):02009.

作者简介:

聂昕磊(1995-), 男, 硕士, 助理工程师, 主要研究方向为智能优化算法应用与新能源并网技术. email: lei.07131@foxmail.com.

樊艳芳(1971-), 女, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为新能源并网技术与电力系统保护与控制.