

DOI: 10.12158/j.2096-3203.2023.04.005

V2G 模式下基于 SaDE-BBO 算法的有源配电网优化

李伟豪¹, 杨伟¹, 左逸凡¹, 李娇²

(1. 南京理工大学自动化学院, 江苏 南京 210094;

2. 国网江苏省电力有限公司宿迁供电分公司, 江苏 宿迁 223800)

摘要:为了解决大规模电动汽车入网难以实现个体调度以及集群调度存在“维数灾”的问题,建立基于车辆到电网(vehicle-to-grid,V2G)模式的有源配电网分层分区优化运行模型。其中,上层优化模型对电动汽车集控中心(electric vehicle agent,EVA)进行调度,优化各区域EVA的充放电功率并作为下层优化模型的输入;下层优化模型调整各调压方式。在优化算法方面,提出一种自适应差分进化-生物地理学优化(self-adaptive differential evolution-biogeography-based optimization,SaDE-BBO)算法,并在改进的IEEE 33节点配电系统中进行仿真分析。结果表明:在不同充电控制策略下,V2G模式与各调压方式的协调互动在降低各区域EVA运营成本、平抑负荷波动以及保证有源配电网的安全和经济运行方面优势显著,与其他优化算法相比,SaDE-BBO算法具有更优质的解和更好的收敛性。

关键词:车辆到电网(V2G);分布式电源;有源配电网;分层分区;优化运行;自适应差分进化-生物地理学优化(SaDE-BBO)算法

中图分类号:TM73

文献标志码:A

文章编号:2096-3203(2023)04-0041-09

0 引言

高比例新能源发电和大规模电动汽车的同时并网,对配电网的经济运行和安全稳定带来了新的挑战^[1]。车辆到电网(vehicle-to-grid,V2G)技术的发展使电动汽车具有荷储双重特性,能够在需求侧实时响应有源配电网的需求,经济高效地降低有源配电网的负荷峰谷差、消纳间歇式能源出力^[2-3]。因此,研究基于V2G模式优化有源配电网的运行具有重要意义^[4-5]。

针对电动汽车与分布式电源共存的配电网,文献[6-7]将传统调压方式与分布式电源无功出力相结合,建立不同时段的无功电压协调优化模型,有效改善了系统的运行电压。文献[8]提出基于多种群遗传算法的两阶段多目标模型优化电动汽车的有序充电,降低了购电成本。随着V2G技术的应用和分时电价的普及,电动汽车亦可作为移动储能元件进行放电参与电网的多源互补协调优化。文献[9]基于分布式电源逆变器的有功、无功解耦控制,提出可跨地区消纳分布式电源的多目标优化调度模型,可促进分布式电源的消纳并提高其利用率。文献[10]将有源配电网的优化控制划分为长周期全网功率优化控制和短周期多源协调校正控制,前者实现最优潮流控制,后者实现多源协同优化运行。

收稿日期:2022-12-06;修回日期:2023-02-27

基金项目:国家重点研发计划资助项目(2021YFB2501600)

上述文献研究大多仅对电动汽车进行个体调度,而大规模电动汽车入网时往往会造成“维数灾”,因此,也有诸多文献采用集群控制策略。文献[11]考虑电动汽车充放电的灵活性,建立实时凸优化调度模型,在有效避免过充或过放的同时平抑了光伏发电出力的波动。针对集群和个体之间存在的问题,文献[12]提出一种分布式电动汽车调度策略,通过协调电动汽车集控中心(electric vehicle agent,EVA)和停车场协控中心获取最优充放电功率,减小了算法维度,提高了电动汽车的响应速度,但不包含其他无功补偿装置协调控制。文献[13]从充放电系统和网络拓扑2个层面搭建内外嵌套模型,优化调度电动汽车的充放电功率,能够在保证车主利益的同时优化配电网的运行工况,但忽略了充电负荷的随机性。

生物地理学优化(biogeography-based optimization,BBO)算法的基本思想来源于生物地理学理论,一般用于解决复杂优化问题^[14-15],目前已广泛应用于配电网规划^[16]、负荷分配^[17]以及微网的优化配置^[18]等。在电网分区问题上,文献[19]对BBO算法进行改进,提出了算法节点信息交换的更新方法,降低了算法的时间复杂度,使之更适合现代电网。针对微电网调度问题,文献[20]在BBO算法基础上改进了迁移模型与迁移策略,从而优化了微电网的调度,降低了发电成本,减少了碳排放。

针对上述问题,文中以各区域EVA运营成本最低、相对负荷波动率和负荷波动标准差最小为目标

函数构建上层优化模型,得到优化后的各区域 EVA 充放电功率并作为下层优化模型的输入;以有源配电网综合运行成本最小为目标函数构建下层优化模型,并对 BBO 算法进行必要的改进,提出一种自适应差分进化-生物地理学优化(self-adaptive differential evolution-biogeography-based optimization, SaDE-BBO)算法求解该优化模型。通过仿真分析不同控制策略与各调压方式协调优化有源配电网运行的效果,验证所提分层分区优化运行模型以及 SaDE-BBO 算法的有效性。

1 有源配电网分层分区优化运行模型

为实现多源可控资源的协调互动,从各区域 EVA 来看,基于分时电价的引导要使各区域 EVA 运营成本最低^[21-22];从有源配电网来看,要能够平抑负荷波动,在满足有源配电网安全运行的同时提高运行的经济性^[23-24]。

因此,文中以各区域 EVA 运营成本最低和负荷波动最小为上层优化模型,以综合运行成本最低为下层优化模型,构建有源配电网的分层分区优化运行模型。上层优化模型优化各区域 EVA 充放电功率作为下层优化模型的输入,下层优化模型优化求解各调压设备的动作值。

1.1 上层优化模型

上层优化模型综合考虑各区域 EVA 的运营成本和电网的负荷波动,以各区域 EVA 运营成本最低和负荷波动最小为目标函数,约束条件包括潮流约束、峰谷差约束、电动汽车充放电功率及状态约束以及电量平衡约束。

1.1.1 上层优化模型目标函数

(1) 各区域 EVA 运营成本最低。在整个调度周期内,峰时电价高,放电越多,收益越大;谷时电价低,充电越多,充电成本越低。因此,以各区域 EVA 运营成本最低为目标函数,即:

$$\min f_1 = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^m (C_{i,t}^c P_{i,t}^c - C_{i,t}^d P_{i,t}^d) \Delta t \quad (1)$$

式中: T 为调度周期的时段数; m 为 EVA 的个数; $C_{i,t}^c$ 、 $C_{i,t}^d$ 分别为 t 时段第 i 个 EVA 的单位充、放电电价; $P_{i,t}^c$ 、 $P_{i,t}^d$ 分别为 t 时段第 i 个 EVA 的充、放电功率; Δt 为时段长度。

(2) 有源配电网的负荷波动最小。相对负荷波动率 D_1 和负荷波动标准差 D_v 是反映负荷波动情况的2个指标。 D_1 值越小,表明各 EVA 充、放电功率分别跟踪分布式电源有功出力和负荷的效果越好; D_v 值越小,表明负荷波动越平稳。

$$\min f_2 = m_1 D_1 + m_2 D_v \quad (2)$$

$$D_1 =$$

$$\frac{1}{P_{av1}} \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \left[\sum_{j=1}^n P_{j,t}^{DG} + \sum_{i=1}^m (P_{i,t}^d - P_{i,t}^c) - P_{load,t} \right]^2} \quad (3)$$

$$D_v =$$

$$\sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \left[P_{load,t} + \sum_{i=1}^m (P_{i,t}^c - P_{i,t}^d) - \sum_{j=1}^n P_{j,t}^{DG} - P_{av2} \right]^2} \quad (4)$$

式中: P_{av1} 为 T 个时段负荷平均值; n 为分布式电源数量; $P_{j,t}^{DG}$ 为 t 时段分布式电源 j 的出力; $P_{load,t}$ 为 t 时段基础负荷; P_{av2} 为 T 个时段内优化负荷曲线平均值; m_1 、 m_2 为权重系数,一般都取1。

1.1.2 上层优化模型约束条件

(1) 潮流约束。

$$P_{G,t} + \sum_{i=1}^m P_{i,t}^d + \sum_{j=1}^n P_{j,t}^{DG} = P_{load,t} + \sum_{i=1}^m P_{i,t}^c + P_{loss,t} \quad (5)$$

式中: $P_{G,t}$ 为上层网络向配电网注入的有功功率; $P_{loss,t}$ 为系统 t 时段的网损。

(2) 峰谷差约束。

$$P_{load1,max} - P_{load1,min} \leq P_{load,max} - P_{load,min} \quad (6)$$

式中: $P_{load,max}$ 、 $P_{load,min}$ 分别为配电网原负荷峰、谷值; $P_{load1,max}$ 、 $P_{load1,min}$ 分别为优化后负荷峰、谷值。

(3) 充、放电功率约束。

$$0 \leq P_{i,t}^c \leq c_{i,t} P_{i,t}^{c,max} \quad i = 1, 2, \dots, m; t = 1, 2, \dots, T \quad (7)$$

$$0 \leq P_{i,t}^d \leq d_{i,t} P_{i,t}^{d,max} \quad i = 1, 2, \dots, m; t = 1, 2, \dots, T \quad (8)$$

式中: $c_{i,t}$ 为0-1变量,表征充电状态; $d_{i,t}$ 为0-1变量,表征放电状态; $P_{i,t}^{c,max}$ 、 $P_{i,t}^{d,max}$ 分别为 t 时段第 i 个 EVA 的充、放电最大功率。

(4) 充、放电状态约束。

$$0 \leq c_{i,t} + d_{i,t} \leq 1 \quad i = 1, 2, \dots, m; t = 1, 2, \dots, T \quad (9)$$

(5) 电量平衡约束。

$$\sum_{t=1}^T (\eta_c P_{i,t}^c - P_{i,t}^d / \eta_d) \Delta t = w_i^c \quad i = 1, 2, \dots, m; t = 1, 2, \dots, T \quad (10)$$

式中: η_c 、 η_d 分别为电动汽车的充、放电效率; w_i^c 为第 i 个 EVA 的总充电需求。

1.2 下层优化模型

下层优化模型以上层优化模型所得的 EVA 充放电功率为输入,将配电网的有功损耗以及各电压

调节手段转化为经济成本,以有源配电网综合运行成本最低为目标函数,并满足有源配电网运行约束以及各个调压设备出力约束,构建下层优化模型。

1.2.1 下层优化模型目标函数

$$\min f = \sum_{t=1}^T \left(\pi_t P_{\text{loss},t} + C_t^{\text{DG}} \sum_{k=1}^K Q_{k,t}^{\text{DG}} + C_t^{\text{SVC}} |Q_t^{\text{SVC}}| \right) \quad (11)$$

式中: K 为接入配电网的分布式电源数; π_t 为 t 时段网损边际价格; C_t^{DG} 、 C_t^{SVC} 分别为分布式电源出力成本、静止无功补偿成本; $Q_{k,t}^{\text{DG}}$ 为 t 时段节点 k 处分布式电源发出的无功出力; Q_t^{SVC} 为 t 时段静止无功补偿的无功出力。其中:

$$P_{\text{loss},t} = \sum_{i=1}^m V_{i,t} \sum_{j=1}^m V_{j,t} (G_{ij} \cos \delta_{ij} + B_{ij} \sin \delta_{ij}) \quad (12)$$

式中: m 为配电网节点数; $V_{i,t}$ 、 $V_{j,t}$ 分别为 t 时段节点 i 和节点 j 的电压; G_{ij} 、 B_{ij} 、 δ_{ij} 分别为节点 i 和节点 j 之间的电导、电纳和电压相角差。

1.2.2 下层优化模型约束条件

(1) 潮流约束。

$$\begin{cases} P_{i,t} = V_{i,t} \sum_{j=1}^m V_{j,t} (G_{ij} \cos \delta_{ij} + B_{ij} \sin \delta_{ij}) \\ Q_{i,t} = V_{i,t} \sum_{j=1}^m V_{j,t} (G_{ij} \sin \delta_{ij} - B_{ij} \cos \delta_{ij}) \end{cases} \quad (13)$$

式中: $P_{i,t}$ 、 $Q_{i,t}$ 分别为 t 时段节点 i 注入的有功和无功。

(2) 节点电压约束。

$$V_{i,\min} \leq V_{i,t} \leq V_{i,\max} \quad (14)$$

式中: $V_{i,\max}$ 、 $V_{i,\min}$ 分别为 t 时段节点 i 电压的上限、下限。

(3) 静止无功补偿出力约束。

$$Q_t^{\text{SVC},\min} \leq Q_t^{\text{SVC}} \leq Q_t^{\text{SVC},\max} \quad (15)$$

式中: $Q_t^{\text{SVC},\max}$ 、 $Q_t^{\text{SVC},\min}$ 分别为 t 时段静止无功补偿无功出力的上、下限。

(4) 分布式电源无功出力约束。

$$Q_t^{\text{DG},\min} \leq Q_{k,t}^{\text{DG}} \leq Q_t^{\text{DG},\max} \quad (16)$$

$$(P_{k,t}^{\text{DG}})^2 + (Q_{k,t}^{\text{DG}})^2 \leq S_{\text{DG},\max}^2 \quad (17)$$

$$0.9 \leq \frac{|P_{k,t}^{\text{load}} - P_{k,t}^{\text{DG}}|}{\sqrt{(P_{k,t}^{\text{load}} - P_{k,t}^{\text{DG}})^2 + (Q_{k,t}^{\text{load}} - Q_{k,t}^{\text{DG}})^2}} \leq 1 \quad (18)$$

式中: $Q_t^{\text{DG},\max}$ 、 $Q_t^{\text{DG},\min}$ 分别为 t 时段分布式电源无功出力上、下限; $P_{k,t}^{\text{DG}}$ 为 t 时段节点 k 处分布式电源发出的有功出力; $S_{\text{DG},\max}$ 为分布式电源逆变器最大视在功率; $P_{k,t}^{\text{load}}$ 、 $Q_{k,t}^{\text{load}}$ 分别为 t 时段节点 k 处负荷的有功和无功。

2 优化运行模型求解算法

2.1 BBO 算法

BBO 算法源于物种在栖息地之间迁移过程中蕴含的优化思想,将物种在生态环境的活动地称为栖息地。生态环境中存在多重因素影响栖息地环境的优劣,这些因素被称为适应度指数变量(suitability index variables, SIVs),栖息地对该处物种生存的适宜程度以及环境优劣采用适应度指数(habitat suitability index, HSI)描述,HSI 和 SIVs 的关系如图 1 所示。

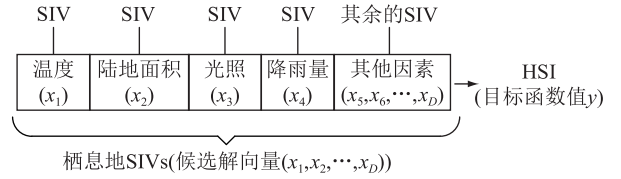


图 1 HSI 和 SIVs 的对应关系

Fig.1 Correspondence between HSI and SIVs

2.2 SaDE-BBO 算法

标准 BBO 算法易于操作,拓展性好,但是也存在以下不足:

- (1) 随机生成初始种群,种群个体质量差;
- (2) 迁移模型采用线性模型,而实际物种迁移过程比线性模型更复杂;

(3) 迁移算子以局部搜索为主,容易使算法陷入局部最优;

(4) 变异算子在整个解空间内随机搜索个体,容易影响算法后期的收敛速度;

(5) 采用精英保留机制用于栖息地的优胜劣汰的选择策略,计算复杂度高。

针对 BBO 算法存在的不足,文中分别从初始种群、迁移模型、迁移算子、变异算子以及选择机制进行优化,提出 SaDE-BBO 算法。

2.2.1 混沌初始化

采用分段 Logistic 混沌映射生成随机数,即:

$$x_{i+1} = \begin{cases} 4\sigma x_i(0.5 - x_i) & 0 \leq x_i \leq 0.5 \\ 1 - 4\sigma x_i(x_i - 0.5)(1 - x_i) & 0.5 < x_i \leq 1 \end{cases} \quad (19)$$

式中: σ 为混沌吸引因子,一般取值为 4; x_i 为 $[0,1]$ 内的随机数。

2.2.2 余弦迁移模型

BBO 算法中线性迁移模型描述种群的迁入、迁出较为简单,文献[25]提出 6 种迁移模型,经过验证,余弦迁移模型的性能最优,其迁入率 λ_i 、迁出率 μ_i 计算如下:

$$\lambda_i = 0.5I(\cos(\pi S_i/S_{\max}) + 1) \quad (20)$$

$$\mu_i = 0.5E(-\cos(\pi S_i/S_{\max}) + 1) \quad (21)$$

式中： I 、 E 分别为最大迁入、迁出概率； S_i 为种群数量； S_{\max} 为最大种群数。

2.2.3 基于环形结构的差分迁移操作

差分进化算法的变异机制在解空间内具有良好的全局搜索能力,但局部搜索能力较差,与 BBO 算法正好形成互补。因此,将差分进化算法中的变异机制融入 BBO 算法,得到差分迁移算子为:

$$I_i(d) = I_{r_1}(d) + F(I_{r_2}(d) - I_{r_3}(d))$$

$$c_{\text{rand}} < c_r \text{ 或 } d < d_r \quad (22)$$

式中： $I_i(d)$ 为第 i 个栖息地的第 d 个 SIV； r_1, r_2, r_3 为 $[1, N]$ 内不同于 d 的随机整数, N 为栖息地总数； c_{rand} 为随机数； d_r 为 $[1, D]$ 内的随机整数, D 为变量维度； F 为差分系数； c_r 为交叉率。

2.2.4 自适应差分变异算子

为了降低迭代后期 SIV 变异的随机性,将自适应差分优化算法融入变异操作中,即:

$$I_i(d) = I_i(d) + \beta[(I_{c_1}(d) + I_{c_2}(d))/2 - I_i(d)] \quad (23)$$

式中： c_1, c_2 为 $[1, N]$ 内不同的随机数； β 为自适应调节参数。

$$\beta = \frac{\sum_{i=1}^N (I_i - I_{\text{best}})}{1 + \sum_{i=1}^N (I_i - I_{\text{best}})} \quad (24)$$

式中： I_{best} 为当前种群的最优适应度。随着迭代次数增加, I_i 越接近最优适应度,使自适应调整参数越小,越能够保持原有解的优良特性。

2.2.5 贪婪选择策略

相较于复杂的精英保留机制,贪婪选择法只要在优胜劣汰之后对种群排序一次,操作简单,其实质是对于种群中每个栖息地适应度 $I_i (i=1, 2, \dots, N)$ 与自身更新后新栖息地适应度 $I_{i,\text{new}}$ 进行比较,淘汰差的,保留优的,能够有效地保留优质个体。

综上所述, SaDE-BBO 算法流程如图 2 所示。

3 算例仿真

3.1 配电网模型

配电网模型采用改进的 IEEE 33 节点配电系统,参考了文献[12]的 EVA 划分方法,将该系统划分为 3 个 EVA 区域,由 3 个 EVA 调度机构控制相应区域内电动汽车充放电,具体结构如图 3 所示。

系统电压为 12.66 kV,节点 1 为根节点;节点 14, 30 接入分布式光伏,节点 18, 33 装设静止无功补偿器,容量范围为 ± 0.5 Mvar,节点 7, 19, 24 接入

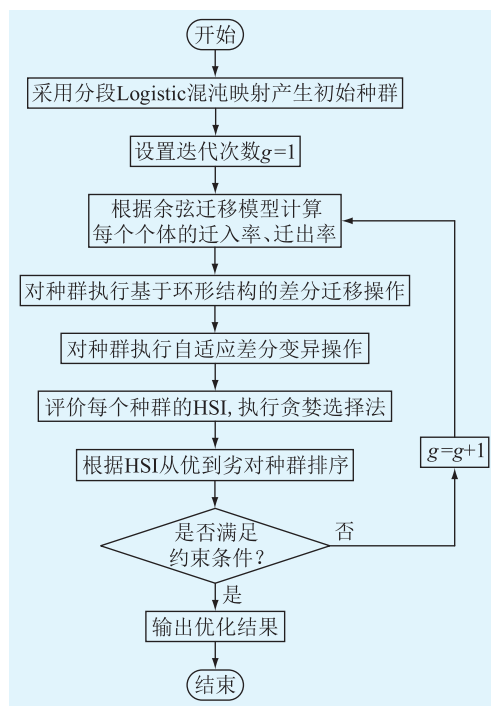


图 2 SaDE-BBO 算法流程

Fig.2 Flow chart of SaDE-BBO algorithm

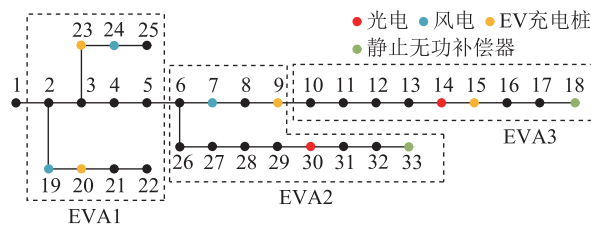


图 3 改进的 IEEE 33 节点配电系统

Fig.3 Modified IEEE 33-node distribution system

风电机组,节点 9、15、20、23 接入电动汽车;光伏并网容量为 1.2 MW,风电并网容量为 850 kW;优化周期为 24 h;系统节点电压越限约束为 0.95~1.05 p.u.;网损成本为 450 元/(MW·h),风电、光伏无功出力成本分别为 0.3 元/(kW·h)、0.5 元/(kW·h),无功补偿成本为 62 元/(kW·h);分时电价采用国内工业用电价,即谷时段(3 时—9 时)0.365 元/(kW·h)、平时段(14 时—18 时)0.687 元/(kW·h)、峰时段(9 时—14 时、18 时—次日 3 时)0.869 元/(kW·h)。

该系统内风电、光伏发电出力、基础负荷以及电动汽车无序充电情况如图 4 所示,根据各区域 EVA 的历史充电负荷预测得到各区域 EVA 可调度容量如图 5 所示,电动汽车其他相关参数如表 1 所示,算法相关参数设置如表 2 所示。

3.2 V2G 模式下优化运行

3.2.1 V2G 模式接入对各 EVA 运营成本的影响

在不考虑无功补偿的情况下,分别考虑电动汽车无序充电、有序充电和 V2G 模式 3 种控制策略接

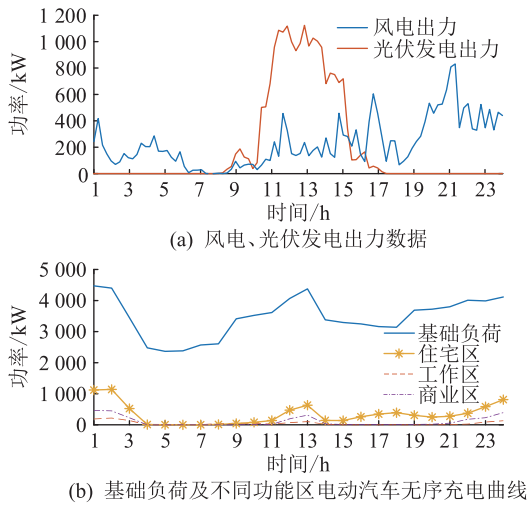


图4 系统基础数据

Fig.4 Basic data of the system

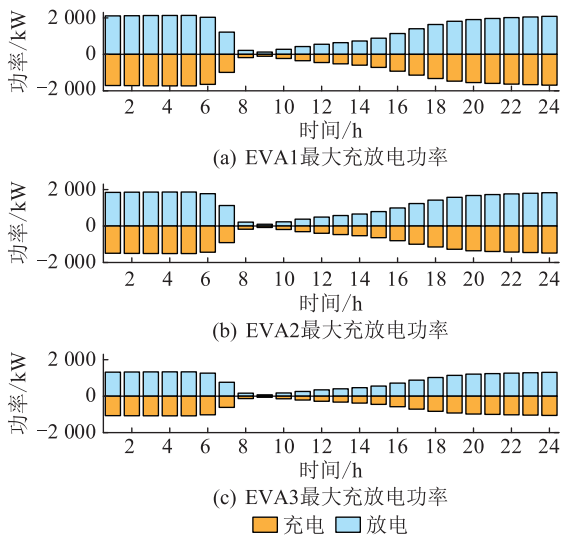


图5 各区域 EVA 可调度容量

Fig.5 EVA schedulable capacity of each area

表1 电动汽车其他相关参数

Table 1 Other relevant parameters of electric vehicles

参数	数值	参数	数值
最大充电速率	0.2	放电效率	0.9
最大放电速率	0.2	离开系统时荷电状态	0.7
充电效率	0.9		

表2 算法相关参数设置

Table 2 Algorithm related parameter settings

参数	数值	参数	数值
种群规模	100	最大变异概率	0.01
最大迭代次数	10 000	差分系数	0.5
最大迁入概率	1.0	交叉率	0.9
最大迁出概率	1.0	误差	0.000 000 01

入电网,采用 SaDE-BBO 算法求解上层优化模型,分别得到优化后各区域 EVA 的有序充电功率和有序

充放电功率,如图 6 和图 7 所示。各 EVA 充放电费用和收益如表 3 所示。

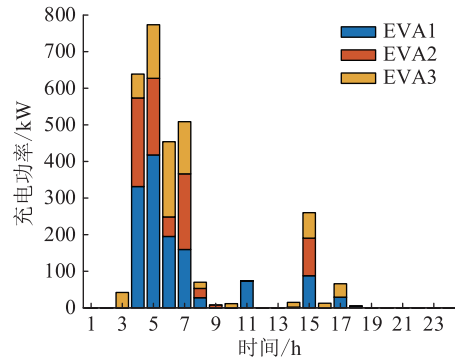


图6 各区域 EVA 有序充电功率

Fig.6 EVA orderly charging power in each area

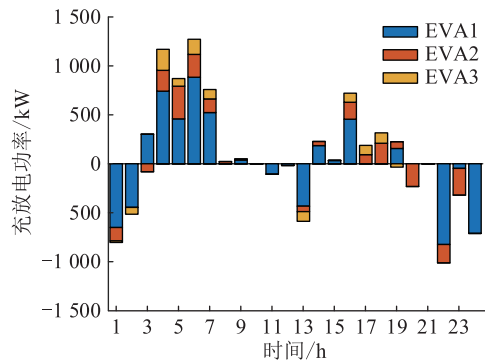


图7 各区域 EVA 参与 V2G 调节

Fig.7 EVA of each area participates in V2G regulation

表3 各 EVA 充放电费用和收益

Table 3 Charge and discharge expenses and benefits of each EVA 元

EVA	有序充电费用	V2G 调节		
		充电费用	放电收益	总费用
EVA1	570.655 2	1 935.307 1	2 789.600 9	-854.293 8
EVA2	363.469 6	812.026 6	798.489 1	13.537 5
EVA3	369.466 5	436.378 1	184.327 0	252.051 1

由图 6、图 7 可知,各区域 EVA 的充电负荷集中在 4 时—7 时,在谷时段进行充电,从而降低向配电网的购电成本。这是由于 V2G 调节能够实现向电网放电,在峰时段向电网放电以提高收益,且分层分区的调度方式能够保证各区域 EVA 根据本区域内的负荷波动情况进行有针对性的调度。

表 3 中,V2G 调节的充电费用虽高于有序充电费用,但与有序充电策略相比,各区域 EVA 参与 V2G 的运营总费用(运营总费用为 V2G 调节总费用与有序充电费用之差)分别减少了 1 424.949 0、349.932 1、117.415 4 元,表明 V2G 调节方式更加经济有效,且充电需求越高,各区域 EVA 收益越大,说明这一控制策略更适用于大规模电动汽车入网的情况。

3.2.2 V2G 模式接入对负荷波动的影响

上层优化模型在考虑各区域 EVA 运营成本的同时也考虑了配电网负荷的波动情况,不同充电策略下的系统负荷与基础负荷的对比分别如图 8、图 9 所示。

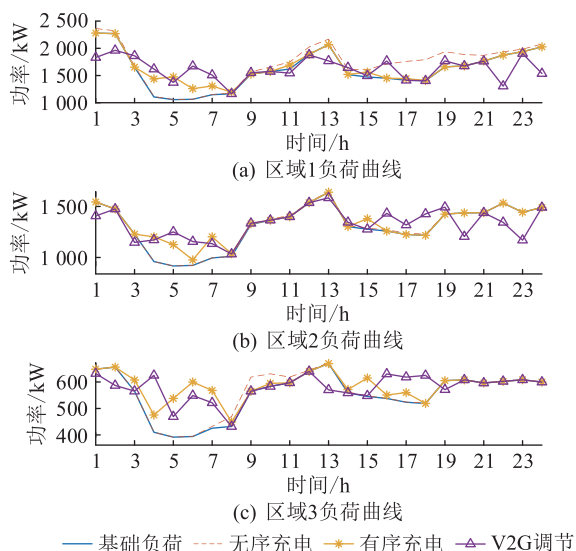


图 8 各区域净负荷曲线

Fig.8 Net load curve of each area

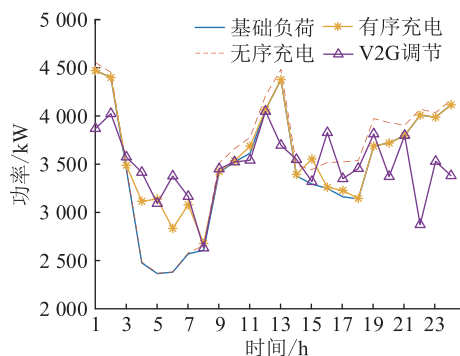


图 9 系统净负荷曲线

Fig.9 System net load curve

从图 8 和图 9 可以看出,在 3 时—8 时,基础负荷和无序充电时各区域和系统净负荷较低,11 时后逐渐形成用电高峰。基于分时电价进行调节控制,各区域 EVA 对电动汽车进行有序调控,使得各区域净负荷波动减小,系统净负荷也随之减小。

3.2.3 V2G 模式接入对有源配电网运行的影响

对各个区域内的电动汽车分别采用有序充电以及 V2G 调节 2 种控制策略,根据上层优化模型得到的各区域 EVA 的调度结果进行仿真,以节点 18 为例进行分析,该节点在各时段的电压分布情况见图 10。节点 18 在有序充电策略和无序充电模式下,电压越限率均为 29.17%,而在 V2G 调节方式下的电压越限率仅为 4.17%,电压越限率降低了 25%,表明 V2G 调节方式对配电网的电压调节效果更好。

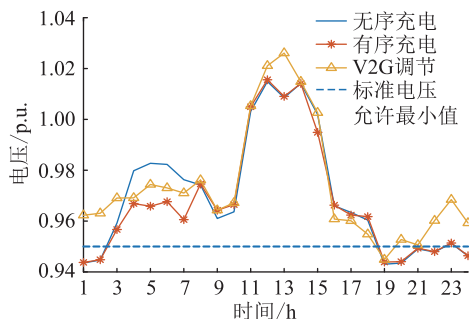


图 10 各时段节点 18 电压分布情况

Fig.10 Voltage distribution of node 18 in each period

电动汽车采用以上 3 种不同控制策略接入电网后,配电网各时段的有功损耗如图 11 所示,总网损依次为 5 146.4、4 276.4、3 980.8 kW,系统仅含基础负荷时总网损为 4 608.1 kW。从图 11 可以看出,有序充电策略下的有功损耗与无序充电的时序分布大致相同,这是由于有序充电策略无法调度区域内的出租车充电负荷,且私家车充电需求远小于出租车。与系统仅含基础负荷相比,无序充电、有序充电和 V2G 模式总网损分别降低了-11.68%、7.20%、13.61%。因此,有序充电策略的调控效果低于 V2G 调控模式,V2G 的充放电特性不仅能够使电动汽车充放电与分布式电源出力相协调,而且能够缓解供电压力,提高有源配电网运行的经济性。

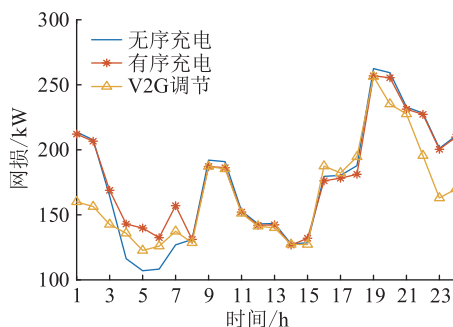


图 11 不同控制策略下各时段有功损耗分布

Fig.11 Distribution of active power loss in each period under different control strategies

3.3 V2G 模式与调压方式协调优化运行

针对 V2G 模式对有源配电网的调节有限,考虑配电网的调压手段,上层优化运行模型对各区域 EVA 充放电功率进行优化调度,下层优化模型采用无功补偿对有源配电网优化运行,以实现电动汽车、分布式电源以及传统调压方式的协调互动。不同充电策略下有源配电网的有功损耗如图 12 所示,系统总有功损耗和综合运行成本如表 4 所示。

由图 12 和表 4 可知,与无调压时有源配电网运行水平最高的 V2G 控制策略相比,不同充电策略与各调压手段相协调的方式能进一步降低系统的有

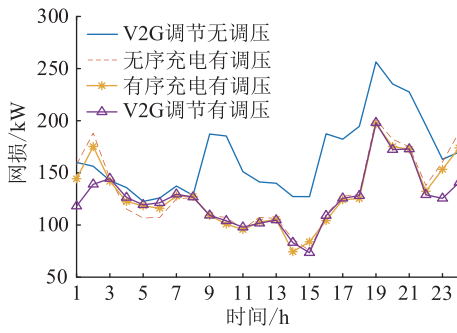


图12 不同充电策略下有功损耗

Fig.12 Active power loss under different charging strategies

表4 总有功损耗和综合运行成本

Table 4 Total active power loss and system comprehensive operation cost

控制策略	总损耗/kW	运行成本/元
V2G 调节无调压	3 908.8	
无序充电有调压	3 172.5	230 489.96
有序充电有调压	3 104.3	197 318.56
V2G 调节有调压	3 000.6	182 377.21

功损耗,依次降低了 18.84%、20.58%、23.23%,且 V2G 模式下的综合成本最低,与无序充电和有序充电相比,分别节约了 48 112.75 元、14 941.35 元。因此,电动汽车通过 V2G 模式与其他调压方式相协调以优化配电网的运行具有较强的经济性。

3.4 算法性能分析

分别以上层优化模型优化 EVA1 的充放电功率和下层优化模型优化 V2G 模式下 23 点各调压方式为例,对所提 SaDE-BBO 算法性能进行分析。

考虑各个改进部分对算法的影响,将 SaDE-BBO 算法的变体设置如下。

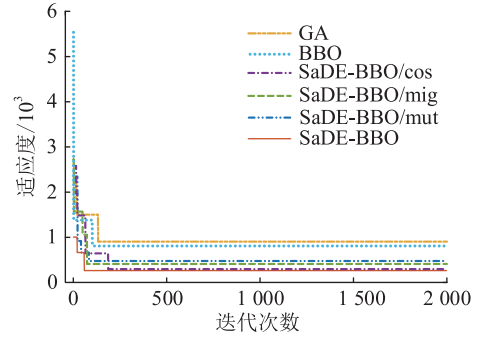
SaDE-BBO/cos 变体:将 SaDE-BBO 算法的余弦迁移模型替换为线性迁移模型,其他部分不变。

SaDE-BBO/mig 变体:将 SaDE-BBO 算法基于环形结构的差分迁移算子替换为标准 BBO 算法的迁移算子,其他部分保持不变。

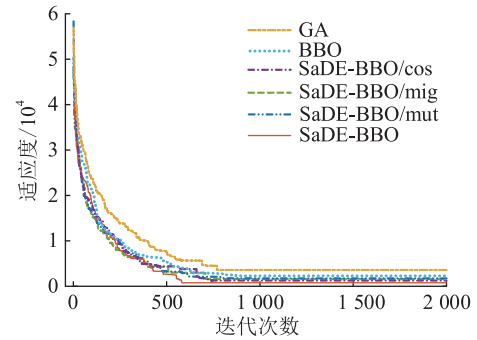
SaDE-BBO/mut 变体:将 SaDE-BBO 算法的自适应差分变异算子替换为标准 BBO 算法的变异算子,其他部分保持不变。

将 SaDE-BBO 算法与 BBO 算法、遗传算法 (genetic algorithm, GA) 以及其自身的 3 个变体共 6 种算法分别在上、下层优化模型中进行仿真对比分析,其收敛曲线如图 13 所示。由图 13 可以看出, SaDE-BBO 算法收敛速度明显优于 GA 与 BBO 算法,而且与 3 种变体算法的优化结果相比, SaDE-BBO 迭代收敛速度最快,这说明 SaDE-BBO 算法基

于 BBO 算法在迁移模型、迁移算子和变异算子 3 个方面的改进,都能够有效提高算法性能和收敛速度。



(a) 上层优化运行模型



(b) 下层优化运行模型

图13 不同算法收敛曲线

Fig.13 Convergence curves of different algorithms

4 结论

文中考虑对大规模电动汽车的不同调度方式以及分布式电源出力,建立了基于 V2G 模式的有源配电网分层分区优化运行模型。该模型将电动汽车充放电与各调压方式协调优化,一方面充分利用电动汽车的闲置资源减少各调压方式的调节成本,另一方面对电动汽车进行有序调控,将无序充电的“峰上加峰”转变为有序调控的“削峰填谷”,缓解有源配电网的供电压力,平抑负荷波动,提高系统稳定性。通过仿真分析,得到如下结论:

(1) 仅考虑电动汽车充放电而不进行电压调节时,与其他控制策略相比, V2G 模式下各区域 EVA 的运营成本最低,负荷波动平抑效果最好,配电网电压运行水平也最高,但是 V2G 调节方式有限,仍然无法解决末端节点电压越限问题。

(2) 将不同控制策略与各调压方式协调互动,从安全性来看,3 种控制策略下的电压均满足运行电压要求,且 V2G 模式下有源配电网各节点电压的运行水平要高于其他 2 种控制策略;从经济性来看, V2G 模式下有源配电网的补偿成本最低。

(3) 通过对 6 种算法性能的对比分析,表明控制变量的不同特性会延缓各算法的搜索时间,但

SaDE-BBO 算法在收敛速度上均优于其他算法,对含有混合控制变量的模型求解仍然具有较强的收敛性。

参考文献:

- [1] 朱彦名,徐潇源,严正,等. 面向电力物联网的含可再生能源配电网运行展望[J]. 电力系统保护与控制,2022,50(2):176-187.
ZHU Yanming, XU Xiaoyuan, YAN Zheng, et al. Prospect of renewable energy integrated distribution network operation in the power Internet of Things[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(2): 176-187.
- [2] 杜佩仁,文福拴,刘艳茹,等. 多元用电需求网格分析与“源网荷储”分层分区平衡模型[J]. 电力需求侧管理,2021,23(1):5-10,42.
DU Peiren, WEN Fushuan, LIU Yanru, et al. Grid analysis of multi-element electricity demand and hierarchical and zoning balance model of "source network load and storage"[J]. Power Demand Side Management, 2021, 23(1): 5-10, 42.
- [3] 王晔,汪伟,王海燕,等. 计及用户电池损耗的电动汽车分布式两阶段调度策略[J]. 电测与仪表,2022,59(1):120-126.
WANG Xi, WANG Wei, WANG Haiyan, et al. Distributed two-stage scheduling strategy of EV considering user battery consumption[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2022, 59(1): 120-126.
- [4] HUANG S J, WU Q W. Dynamic tariff-subsidy method for PV and V2G congestion management in distribution networks[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2019, 10(5): 5851-5860.
- [5] 师瑞峰,李少鹏. 电动汽车 V2G 问题研究综述[J]. 电力系统及其自动化学报,2019,31(6):28-37.
SHI Ruifeng, LI Shaopeng. Review on studies of V2G problem in electric vehicles[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2019, 31(6): 28-37.
- [6] 吴杰康,林奕鑫,吴志山,等. 考虑不确定性的含 DG 与 EV 配电网无功电压协调优化方法[J]. 现代电力,2016,33(4):23-29.
WU Jiekang, LIN Yixin, WU Zhishan, et al. Optimized method for coordinating reactive power and voltage level in distribution network by considering the uncertainty of DG and EV[J]. Modern Electric Power, 2016, 33(4): 23-29.
- [7] 瞿合祚,李晓明,杨玲君,等. 考虑负荷和分布式电源时变性的配电网多目标动态重构和 DG 调度[J]. 高电压技术,2019,45(3):873-881.
QU Hezuo, LI Xiaoming, YANG Lingjun, et al. Multi-objective distribution network dynamic reconfiguration and DG control considering time variation of load and DG[J]. High Voltage Engineering, 2019, 45(3): 873-881.
- [8] 陈奎,马子龙,周思宇,等. 电动汽车两阶段多目标有序充电策略研究[J]. 电力系统保护与控制,2020,48(1):65-72.
CHEN Kui, MA Zilong, ZHOU Siyu, et al. Charging control strategy for electric vehicles based on two-stage multi-target optimization[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(1): 65-72.
- [9] 曾博,杨煦,张建华. 考虑可再生能源跨区域消纳的主动配电网多目标优化调度[J]. 电工技术学报,2016,31(22):148-158.
ZENG Bo, YANG Xu, ZHANG Jianhua. Multi-objective optimization for active distribution network scheduling considering renewable energy harvesting across regions[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2016, 31(22): 148-158.
- [10] 于汀,刘广一,蒲天骄,等. 计及柔性负荷的主动配电网多源协调优化控制[J]. 电力系统自动化,2015,39(9):95-100.
YU Ting, LIU Guangyi, PU Tianjiao, et al. Multiple coordinated optimization control of active distribution network considering flexible load[J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(9): 95-100.
- [11] 胡俊杰,周华嫣然,李阳. 集群电动汽车平抑光伏波动实时调度策略[J]. 电网技术,2019,43(7):2552-2560.
HU Junjie, ZHOU Huayanran, LI Yang. Real-time dispatching strategy for aggregated electric vehicles to smooth power fluctuation of photovoltaics[J]. Power System Technology, 2019, 43(7): 2552-2560.
- [12] ZHANG W, QUAN H, GANDHI O, et al. Dynamic and fast electric vehicle charging coordinating scheme, considering V2G based var compensation[C]// IEEE Conference on Energy Internet and Energy System Integration. IEEE, 2017: 1-6.
- [13] 梅哲,詹红霞,苑吉河,等. V2G 模式下基于电动汽车分群方法的配电网多目标优化运行策略[J]. 电力建设,2018,39(8):59-68.
MEI Zhe, ZHAN Hongxia, YUAN Jihe, et al. Multi-objective optimal operating strategy of distribution network considering V2G on the basis of grouping method of electric vehicles[J]. Electric Power Construction, 2018, 39(8): 59-68.
- [14] 张永贤,陈杨谨瑜,邵万文,等. 引入生态扩张主义的改进生物地理学优化算法[J]. 计算机应用研究,2021,38(9):2696-2700.
ZHANG Yongxian, CHEN Yangjinyu, TAI Wanwen, et al. Improved BBO algorithms based on ecological imperialism[J]. Application Research of Computers, 2021, 38(9): 2696-2700.
- [15] NAIK C, SHETTY D P. Optimal sensors placement scheme for targets coverage with minimized interference using BBO[J]. Evolutionary Intelligence, 2022, 15(3): 2115-2129.
- [16] GILL A, SINGH P. Optimal penetration of distributed generation system in radial distribution network using adaptive scheme[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2021, 1914(1): 1-6.
- [17] PROVAS K R, BARUN M, BIKRAM S. Economic load dispatch incorporating wind power using hybrid biogeography-based optimization: salp swarm algorithm[J]. International Journal of Applied Metaheuristic Computing (IJAMC), 2021, 12(3): 54-80.
- [18] 吕智林,王先齐,谭颖. 采用改进 BBO 算法的并网型微电网电源优化配置[J]. 电力系统及其自动化学报,2017,29

- (6):35-44.
 LYU Zhilin, WANG Xianqi, TAN Ying. Optimal allocation of power supply of grid-connected microgrid using improved biogeography-based optimization algorithm[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2017, 29(6):35-44.
- [19] LIU F Y, GU B, QIN S W, et al. Power grid partition with improved biogeography-based optimization algorithm[J]. Sustainable Energy Technologies and Assessments, 2021, 46:101267.
- [20] 魏利胜, 杨奔奔, 孙瑞霞. 基于新型BBO算法的微电网优化调度研究[J/OL]. 系统仿真学报: 1-10 [2022-04-26]. <https://doi.org/10.16182/j.issn1004731x.joss.22-0072>.
 WEI Lisheng, YANG Benben, SUN Ruixia. Research on optimal scheduling of microgrid based on NBBO algorithm[J/OL]. Journal of System Simulation; 1-10 [2022-04-26]. <https://doi.org/10.16182/j.issn1004731x.joss.22-0072>.
- [21] 南斌, 徐成司, 董树锋, 等. 考虑多充电模式的充电桩优化控制策略[J]. 电力工程技术, 2021, 40(5):2-9.
 NAN Bin, XU Chengsi, DONG Shufeng, et al. Optimized control strategy of charging piles considering multiple charging modes[J]. Electric Power Engineering Technology, 2021, 40(5):2-9.
- [22] CAI H, CHEN Q Y, GUAN Z J, et al. Day-ahead optimal charging/discharging scheduling for electric vehicles in microgrids[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2018, 3(1):9.
- [23] 戴越繁, 杨伟. 计及电池动态损耗的电动汽车分层调度策略[J]. 电测与仪表, 2021, 58(7):19-26.
 DAI Yuefan, YANG Wei. A hierarchical optimal scheduling strategy for electric vehicles considering dynamic battery loss[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2021, 58(7):19-26.
- [24] 王一铮, 庞凯元, 文福拴, 等. 促进用户侧能源转型的区域能源定价与管理策略[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(16):21-29.
 WANG Yizheng, PANG Kaiyuan, WEN Fushuan, et al. Regional energy pricing and management strategies for promoting user-side energy transition[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(16):21-29.
- [25] MA H. An analysis of the equilibrium of migration models for biogeography-based optimization[J]. Information Sciences, 2010, 180(18):3444-3464.

作者简介:



李伟豪

李伟豪(1997),男,硕士在读,研究方向为新能源并网与控制(E-mail:1131388027@qq.com);

杨伟(1965),男,硕士,副教授,研究方向为电力系统分析、运行、控制与规划;

左逸凡(1997),男,硕士在读,研究方向为智能电网控制。

Optimization of active distribution network based on SaDE-BBO algorithm in V2G mode

LI Weihao¹, YANG Wei¹, ZUO Yifan¹, LI Jiao²

(1. School of Automation, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China;

2. State Grid Suqian Power Supply Company of Jiangsu Electric Power Co., Ltd., Suqian 223800, China)

Abstract: In order to solve the problem of difficulty in achieving individual scheduling for large-scale electric vehicles entering the grid and the existence of "dimensionality disaster" in cluster scheduling, a hierarchical and partitioned optimization operation model for active distribution network based on vehicle-to-grid (V2G) mode is established. The upper level optimization model schedules the electric vehicle agent (EVA) of electric vehicles, optimizes the charging and discharging power of EVA in each region, and serves as input for the lower level optimization model. Lower level optimization model adjusts various voltage regulation methods. In terms of optimization algorithm, a self adaptive differential evolution biogeography based optimization (SaDE-BBO) algorithm is proposed and simulated in the improved IEEE 33-node distribution system. The results show that under different charging control strategies, the coordinated interaction between V2G mode and various voltage regulation methods has significant advantages in reducing EVA operating costs in various regions, suppressing load fluctuations, and ensuring the safe and economic operation of active distribution networks. Compared with other optimization algorithms, the SaDE-BBO algorithm has better solutions and convergence.

Keywords: vehicle-to-grid (V2G); distributed generation; active distribution network; hierarchical partition; optimized operation; self-adaptive differential evolution-biogeography-based optimization (SaDE-BBO) algorithm

(编辑 钱悦)