

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.180990

基于 GA-PSO 的电动汽车换电站时空双层充电优化策略

顾博¹, 李凤婷¹, 张增强², 辛超山², 余中平²

- (1. 可再生能源发电与并网技术教育部工程研究中心(新疆大学), 新疆维吾尔自治区 乌鲁木齐 830047;
2. 国网新疆电力有限公司经济技术研究院, 新疆 乌鲁木齐 830047)

摘要: 针对电动汽车(Electric Vehicle, EV)用户换电体验不佳、换电站备用电池组空闲、充电成本过高及配电网负荷特性恶化的问题, 建立了兼顾 EV 用户、换电站和电网公司三方利益的时空双层充电优化模型。该模型采用双层时空解耦结构, 上层模型以满足 EV 用户个性化需求为目标, 重点解决空间尺度上换电站的选择问题。下层模型在时间尺度上采用一种两阶段优化策略, 第一阶段以充电成本最小为目标重点关注电池组充电方案的制定问题, 第二阶段考虑及电网激励以配电网负荷波动最小和峰谷差最小为目标重点关注充电方案的优化问题。最后, 采用 Monte Carlo 法模拟 EV 用户的换电需求, 采用 GA-PSO(遗传-粒子群算法)对提出的时空双层优化模型进行迭代求解。以某典型城区为例, 仿真验证了所提模型与方法的正确性。

关键词: 电动汽车换电站; 双层优化; 两阶段优化; Monte Carlo; GA-PSO; 电网激励

Optimization strategy of electric vehicle battery swapping station space-time bi-level charging based on GA-PSO

GU Bo¹, LI Fengting¹, ZHANG Zengqiang², XIN Chaoshan², YU Zhongping²

- (1. Engineering Research Center for Renewable Energy Power Generation and Grid Technology (Xinjiang University), Ministry of Education, Urumqi 830047, China; 2. Economics and Technology Research Institute, State Grid Xinjiang Electric Power Company, Urumqi 830047, China)

Abstract: To solve the existing problems, which include inconvenience of battery swapping for Electric Vehicle (EV) users, low utilization of battery packs in Battery Swapping Station (BSS), high charging cost, and deterioration of loading characteristics of distribution network, a space-time bi-level charging optimization model, which gives consideration to the tripartite benefits of EV users, BSS and power grid corporation, is established. The model adopts double space-time decoupling structure. The upper model, which aims at meeting the individualized needs of EV users, focuses on solving the problem of BSS selection in spatial scale; the lower model adopts a two-stage optimization strategy in time scale. The first-stage, which takes the minimized charging cost as the objective, focuses on the establishment of the battery packs charging scheme; the second-stage, which gives consideration to the incentive given by grid corporation and aims at the minimum load fluctuation and peak-valley difference of the distribution network, focuses on the optimization of the charging scheme. Finally, the Monte Carlo method is used to simulate the battery swapping demand of EV users, and a Genetic Algorithm (GA) - Particle Swarm Optimization (PSO) method is used to solve the proposed space-time bi-level optimization model. Taking a typical urban area as an example, the validity of the proposed model and method is verified by simulation.

This work is supported by Science and Technology Project of State Grid Corporation of China (No. SGGSKY00FJJS1700318) and Science and Technology Support Project of Xinjiang Uygur Autonomous Region (No. 2017E0277).

Key words: electric vehicle battery swapping station (EVBSS); bi-level optimization; two-stage optimization; Monte Carlo; GA-PSO; power grid incentive

0 引言

电动汽车(Electric Vehicle, EV)凭借其低碳环保

和灵活可控的优点被视为未来主流的交通工具和重要的负荷调度对象^[1-2]。EV 无序充电会对电网的安全稳定运行产生不良影响, 包括加大负荷峰谷差及谐波污染等; EV 充电的合理调度则能够改善用户换电体验、减少充电成本和电池储备、改善配电网的负荷特性^[3-11]。因此开展对电动汽车的充电优化

基金项目: 国家电网公司科技项目资助 (SGGSKY00FJJS 1700318); 新疆维吾尔自治区科技支疆项目 (2017E0277)

研究将具有十分重要的意义。

电动汽车的充电实现有充电桩和换电站两种模式, 其中换电站模式相比于充电桩模式受可调度时间约束的影响小、易于实现集中管理和充电负荷预测等^[12]。目前国内外学者针对充换电站充电优化的研究主要涉及 EV 用户、充/换电站和电网公司三方。文献[13]从 EV 用户的角度, 提出了一种基于动态电价的最小化 EV 用户充电成本的有序充电启发式算法; 文献[14]从充电站的角度, 建立了充分利用光伏发电电量的电动汽车光伏充电站系统的优化调度模型。文献[15]从电网公司的角度, 提出了一个基于模型预测控制(MPC)的优化控制框架以改善含可再生能源电力系统 AGC 性能和节约调节成本。以上文献从不同角度建立了不同优化目标的电动汽车充电模型, 但无法兼顾三方利益。

大规模电动汽车充电架构, 多设计为配电网—充/换电站—EV 用户三层。文献[16]建立了计及运营特性的换电站时空双层充电优化模型, 在实现电网调度最优的同时兼顾保障换电站的运营。文献[17]建立了计及电网激励的 EV 充电站两阶段优化模型, 并将第一阶段优化结果作为第二阶段优化的约束条件。该文献虽然提出了一种电网激励模型, 但是电网激励仅限于对原始负荷峰谷差的减小, 并未考虑第二阶段优化对于第一阶段负荷波动及峰谷差的减小, 具有一定局限性。文献[18]基于配网—充电站两层充电架构进行充电优化, 并在下层模型采用一种两阶段策略来优化单辆 EV 的充电方案。该文献充电优化调度仅涉及电网和 EV 用户双方, 并未深入挖掘充/换电站作为市场主体的逐利特性, 也未虑及 EV 用户的空驶成本。

基于以上考虑, 在约束条件处理时, 减小换电站备用电池组数, 通过引入电网激励来保障换电站的运营经济性。并提出了兼顾三方利益的电动汽车换电站时空双层充电优化模型与方法, 该模型采用双层时空解耦结构, 上层模型以空驶成本最小和站内车流量最小为目标实现 EV 用户在空间尺度上最佳换电站的选择; 下层模型采用两阶段优化策略, 其中, 第一阶段以充电成本最小为目标制定站内电池组的充电方案, 下层模型第二阶段, 基于一种电网公司对于换电站提供减小配电网负荷波动和峰谷差服务给予一定补偿的激励模型, 以配电网负荷波动和峰谷差最小为目标优化充电方案。本文采用 Monte Carlo 法模拟 EV 的换电需求, 采用 GA-PSO(遗传-粒子群算法)迭代求解电池组的充电方案。以某典型城区为例进行仿真, 验证所提模型与方法的正确性。

1 换电站充电负荷特性分析

换电站充电负荷的建模是研究换电站充电优化策略的基础。影响换电站充电负荷特性的因素, 主要包括以下几个方面。

1) 电池组充电分时电价

虑及分时电价对充电成本的影响, 换电站可以通过“避高就低”改变负荷的充电时间来提高运营效益, 并在一定程度上改善配电网的负荷特性。本文电池组充电采用 2016 年国网北京公共充电桩峰谷分时电价, 如表 1 所示。

表 1 国网北京公共充电桩峰谷分时电价表

Table 1 Periodic electricity price of public pile in State Grid Beijing Electric Power Grid Co., Ltd.

用电分类	峰时	平时	谷时
时段	10:00~15:00	07:00~10:00	
	18:00~21:00	15:00~18:00	23:00~07:00
		21:00~23:00	
电价/(元/kW·h)	1.804 4	1.495 0	1.194 6

2) 电动汽车的电池特性

锂离子电池凭借其在众多电池种类中具备的最佳综合性能, 商业应用最广泛^[19], 故本文以锂离子电池为例进行研究。锂电池一般采用三段式充电方法进行充电, 虑及最低、最高 SOC(荷电状态)限额, 充电特性曲线可近似为恒功率。

现以纯电动出租车 EU220 为例, 其电池组容量为 $B_c=37.8 \text{ kW}\cdot\text{h}$, 在 $1/2C$ 充电倍率、5 min 换电模式下, 其充电时长为 $T_r=96 \text{ min}$, 充电功率为 $P_r=23.625 \text{ kW}$ 。

3) 电动汽车的换电需求

对 EV 换电需求产生影响的用户行为主要有用户出行开始时刻、返回时刻和日行驶里程等。采用 2009 年美国交通部对全美家用车辆的出行进行统计得出的调查结果^[20], 将统计数据归一化和极大似然估计法处理后, 出行开始时刻和返回时刻可分别表示为正态分布函数, 日行驶里程表示为对数正态分布函数, 其概率密度函数分别为

$$f_m(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_m x} \exp\left(-\frac{(\ln x - \mu_m)^2}{2\sigma_m^2}\right) \quad (1)$$

$$f_s(x) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_s} \exp\left(-\frac{(x - \mu_s)^2}{2\sigma_s^2}\right), & 0 < x \leq \mu_s + 12 \\ \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_s} \exp\left(-\frac{(x - 24 - \mu_s)^2}{2\sigma_s^2}\right), & \mu_s + 12 < x \leq 24 \end{cases} \quad (2)$$

$$f_e(x) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_e} \exp\left(-\frac{(x+24-\mu_e)^2}{2\sigma_e^2}\right), & 0 < x \leq \mu_e - 12 \\ \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_e} \exp\left(-\frac{(x-\mu_e)^2}{2\sigma_e^2}\right), & \mu_e - 12 < x \leq 24 \end{cases} \quad (3)$$

式(1)~式(3)中: $\mu_m=2.98$, $\sigma_m=1.14$; $\mu_s=8.92$, $\sigma_s=3.24$; $\mu_e=17.47$, $\sigma_e=3.41$ 。

将上述概率分布函数中第一次出行时刻和返回时刻作为用户的进站换电起始时刻, 采用 Monte Carlo 法模拟仿真区域内基于出行需求的 EV 出行链, 进而得到所有用户的换电需求。

2 换电站时空双层充电优化模型

2.1 时空双层充电优化模型构架

J.Bracken 和 J.T.McGill 于 1973 年最早提出多层规划的概念以解决多层规划/优化问题^[21]。本文提出换电站的时空双层充电优化模型。上层模型, 通过 EV 用户主动选择换电站, 得到仿真区域内各换电站的全天时序车流状况, 并将其传递给下层模型。在下层模型采取一种两阶段策略: 第一阶段, 换电站以充电成本最小为目标制定站内电池组的充电方案, 并将该最小充电成本传递给第二阶段; 第二阶段, 采用一种电网激励措施促使换电站以配网负荷波动和峰谷差最小为目标优化充电方案; 由下层模型的充电方案, 可得到的各换电站一天的电池组储备和车流状况, 并将其反馈给上层模型。其结构构架如图 1 所示。

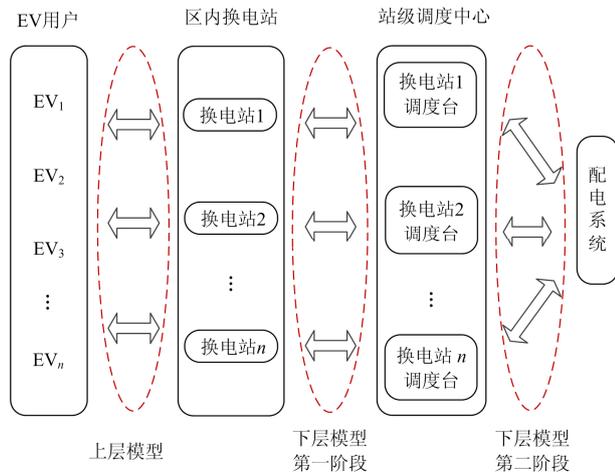


图 1 换电站双层优化结构

Fig. 1 Bi-level optimization structure of the battery swapping station

对应的数学描述为

$$\begin{cases} \omega_1 = \min F_1(x) \\ \text{s.t. } G(x) \leq 0 \end{cases} \quad (4)$$

$$\begin{cases} \omega_{21} = \min F_{21}(y_1) \\ \text{s.t. } g_1(y_1) \leq 0 \end{cases} \quad (5)$$

$$\begin{cases} \omega_{22} = \min F_{22}(y_2) \\ \text{s.t. } g_2(y_2) \leq 0 \end{cases} \quad (6)$$

式中: $F_1(x)$ 为上层模型决策的目标函数(空驶成本和换电站内车流量); $F_{21}(y_1)$ 为下层模型第一阶段的目标函数(充电成本); $F_{22}(y_2)$ 为下层模型第二阶段决策的目标函数(配网负荷波动和峰谷差); x 、 y_1 和 y_2 分别为上层模型、下层模型第一阶段和下层模型第二阶段的决策向量; $G(x)$ 、 $g_1(y_1)$ 和 $g_2(y_2)$ 分别为上层模型、下层模型第一阶段和下层模型第二阶段的约束条件。其中, $G(x)$ 的部分内容将来源于下层模型的决策结果(各时刻各换电站的电池组储备和车流状况), $g_1(y_1)$ 的部分内容将来源于上层模型的决策结果(各换电站的全天时序车流状况), $g_2(y_2)$ 的部分内容将来源于下层模型第一阶段的决策结果(最小充电成本)。

2.2 基于空驶成本和站内车流量的充电调度上层优化模型

上层模型是解决空间尺度上换电站的优化选择问题。EV 用户总是选择空驶成本最小、站内车流量最小^[22]的换电站, 其中, 空驶成本是指电动汽车为更换电池组额外行驶的距离。

1) 空驶成本最小化的目标函数为

$$\min_{i \in S_{BSS}} \Delta L^i = L_{S-B}^i + L_{B-D}^i - L_{S-D} \quad (7)$$

式中: S_{BSS} 为 EV 剩余电量可达换电站的集合; L_{S-D} 为电动汽车从出发点直接到达目的地的行驶距离; L_{S-B}^i 为出发点到换电站 i 的行驶距离; L_{B-D}^i 为换电站 i 到目的地的行驶距离。

2) 当站内车流量较大时, 容易造成拥堵和排队时间过长等问题, 从而降低 EV 用户换电体验度。反之, 当站内车流小时, EV 换电体验度就高。站内车流量最小化的目标函数为

$$\min_{i \in S_{BSS}} N_S^i = N_0^i + \int_{t_0}^{t_0 + \Delta t^i} \omega_0^i N_A f(t) dt \quad (8)$$

式中: t_0 为当前时刻; Δt^i 为 EV 用户到达换电站 i 所需时间; N_0^i 和 N_S^i 分别为当前和 EV 用户到达时换电站 i 的车流量; $f(t)$ 为仿真区域内 EV 换电需

求的概率密度函数; N_A 为仿真区域内一天的总车流量; ω_0^i 为换电站 i 的影响因子, 其大小由换电站 i 的电池储备占全体换电站电池储备的比重所决定。

3) 考虑到以上两个目标函数的量纲不同, 将目标函数进行规范化及线性加权和法处理, 得上层优化目标函数为

$$\min_{i \in S_{BSS}} C_{BSS}^i = \omega_1 \frac{\Delta L^i}{L_{BSS}^{\max}} + \omega_2 \frac{N_S^i}{N_{BSS}^{\max}} \quad (9)$$

式中: C_{BSS}^i 为 EV 用户选择换电站 i 的综合成本, 综合成本越小, EV 用户换电体验度就越高; ω_1 和 ω_2 为权重因子, 其大小由 EV 用户的偏好所决定; L_{BSS}^{\max} 为 S_{BSS} 中空驶成本的最大值; N_{BSS}^{\max} 为 S_{BSS} 中车流量的最大值。

4) 上层优化约束条件

为满足 EV 用户的出行需求, 必须保证具备一定的电量能够抵达最近的换电站。

$$L_s \geq \min_{i \in S_{ABSS}} L_{S-B}^i \quad (10)$$

式中: S_{ABSS} 为仿真区域内所有换电站的集合; L_s 为 EV 的剩余行驶里程。

基于式(1)一式(3)概率密度函数, 采用 Monte Carlo 法模拟仿真区域内 EV 用户出行链, EV 用户以空驶成本和站内车流量最小为目标选择换电站, 进而得到仿真区域内各换电站的全天时序车流状况, 并将其传递给下层模型。

2.3 基于充电成本、负荷波动和峰谷差的充电调度下层优化模型

下层模型在时间尺度上采用一种两阶段优化策略, 第一阶段, 根据上层仿真结果给出的本换电站全天时序车流状况, 虑及满足 EV 用户换电需求等约束, 制定充电方案以优化换电站作为市场主体的运营经济性; 第二阶段, 优化充电方案以减小配电网的负荷波动和峰谷差, 而电网公司则根据本文提出的电网激励模型针对换电站提供减小负荷波动和峰谷差的服务给予一定的激励。

为制定出相对最优的充电方案, 需要将电池组开始充电时间点充分精准化^[23-24], 本文以一天作为一个调度周期, 将一天划分成以 1 min 为时间间隔(调度时段)的 1 440 个电池组开始充电时间点的集合, 并以此制定充电方案。

2.3.1 基于换电站充电成本的充电调度第一阶段优化模型

本阶段基于现有的分时电价, 分阶段积分求解换电站的充电成本。其目标函数为

$$F_1 = \frac{1}{60} p_h \left(\int_{t=600}^{900} P_E(t) dt + \int_{t=1080}^{1260} P_E(t) dt \right) + \frac{1}{60} p_l \left(\int_{t=1380}^{1440} P_E(t) dt + \int_{t=0}^{420} P_E(t) dt \right) + \frac{1}{60} p_p \cdot \left(\int_{t=420}^{600} P_E(t) dt + \int_{t=900}^{1080} P_E(t) dt + \int_{t=1260}^{1380} P_E(t) dt \right) \quad (11)$$

式中: F_1 为换电站一天的充电成本; $P_E(t)$ 是 t 时刻换电站充电功率; p_h 、 p_p 和 p_l 分别是峰时、平时和谷时电价。

现将单个电池组的充电功率离散化处理为矩阵 C , 如式(12)所示。

$$C = [p_1 \ p_2 \ \cdots \ p_i \ \cdots \ p_{t-1} \ p_t]^T \quad (12)$$

式中: C 是 $T_r \times 1$ 的矩阵; T_r 为充电时长, 且 $T_r=96$ min; p_i 为单个电池组在第 i min 的充电功率值 P_r 。

根据矩阵 C , 就可以得到一天中充电开始时间点对换电站充电功率的影响矩阵 A , A 矩阵是一个 $1\ 440 \times 1\ 440$ 的下三角矩阵, 且连续 $T_r=96$ 条对角线元素为 P_r , 其余元素为 0。 A_{ij} 表示第 j 个时间点插充单位电池组对第 i 时间点充电功率的影响。

$$A = \begin{bmatrix} P_r & 0 & \cdots & 0 & 0 \\ P_r & P_r & \cdots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & P_r & 0 \\ 0 & 0 & \cdots & P_r & P_r \end{bmatrix} \quad (13)$$

现构建一个 $1\ 440 \times 1$ 的矩阵 B , B_i 表示一天中第 i 时间点是否有电池组开始充电, 有为 1, 没有为 0。 B 矩阵就是所要求解的充电方案, 即电池组的开始充电时间点矩阵。

$$B = [B_1 \ B_2 \ \cdots \ B_i \ \cdots \ B_{1439} \ B_{1440}]^T \quad (14)$$

由矩阵 A 和 B 得出换电站的充电功率矩阵 P_E , 即 $P_E(t)$ 的离散化形式, P_{Ei} 是一天中第 i 时间点换电站的充电功率。

$$P_E = A \cdot B = [P_{E1} \ \cdots \ P_{Ei} \ \cdots \ P_{E1440}]^T \quad (15)$$

第一优化阶段的约束条件如下。

1) 换电站电池组储备电量约束

$$\begin{cases} Q_{i\min} \leq Q_i \leq Q_{i\max} \\ Q_i = Q_{i-1} + P_{Ei} \cdot T \end{cases} \quad (16)$$

式中: Q_i 为换电站在 i 时刻的储备电量; $Q_{i\min}$ 为换电站在 i 时刻为满足进站 EV 用户的换电需求所需要的最低储备电量; $Q_{i\max}$ 为换电站在 i 时刻所能达到的最大储备电量; T 为一个调度时段, 本文取 $T=1$ min。

2) 换电站充电功率约束

$$\begin{cases} P_{Ei\min} \leq P_{Ei} \leq P_{Ei\max} \\ P_{Ei\max} = \min(P_{Eid\max}, P_{Eib\max}, P_{Eil\max}) \end{cases} \quad (17)$$

式中： $P_{Ei\min}$ 和 $P_{Ei\max}$ 分别为 i 时刻换电站的最小、最大允许充电功率； $P_{Eid\max}$ 为 i 时刻换电站充电装置的最大允许充电功率； $P_{Eib\max}$ 为 i 时刻换电站内电池组所能承受的最大充电功率； $P_{Eil\max}$ 为 i 时刻换电站所在供电线路的输电能力。

2.3.2 基于负荷波动和峰谷差的充电调度第二阶段优化模型

基于分时电价的第一阶段优化结果往往会在负荷低谷时段呈现新的负荷尖峰，从而产生远大于原始负荷的负荷波动和峰谷差，这是电网公司不希望看到的。第二阶段优化旨在采用一种电网激励措施来促使换电站优化充电方案。其目标函数为

$$F_{21} = \frac{1}{1440} \sum_{i=1}^{1440} (P_{Li} + P_{Ei} - P_{av})^2 \quad (18)$$

$$P_{av} = \frac{1}{1440} \sum_{i=1}^{1440} (P_{Li} + P_{Ei}) \quad (19)$$

$$F_{22} = \max(P_{Li} + P_{Ei}) - \min(P_{Li} + P_{Ei}) \quad (20)$$

式中： F_{21} 为负荷波动目标函数； F_{22} 为峰谷差目标函数，kW； P_{av} 为优化后的日平均负荷； P_{Li} 为换电站所在配电网非换电站充电负荷在 i 时刻的负荷预测量； P_{Ei} 为 i 时刻换电站充电功率。

考虑到以上两个目标函数的量纲不同，将目标函数进行规范化及线性加权和法处理，得下层优化目标函数为

$$F_2 = \lambda_1 F_{21}/F_{210} + \lambda_2 F_{22}/F_{220} \quad (21)$$

式中： F_2 为第二阶段优化后配电网负荷波动和峰谷差的值，简称为波峰值； F_{210} 和 F_{220} 分别为原始负荷对应的负荷波动值和峰谷差值； λ_1 和 λ_2 分别为目标函数 F_{21} 和 F_{22} 对应的加权系数，且 $\lambda_1 + \lambda_2 = 1$ 。

第二优化阶段的约束条件如下。

1) 以换电站运营效益不小于下层模型第一阶段优化所得效益为约束。

$$F_1 \leq F_1^{\min} + I \quad (22)$$

$$I = \begin{cases} \alpha(F_{20} - F_2)F_1^{\min} & F_2 < F_{20} \\ 0 & F_2 \geq F_{20} \end{cases} \quad (23)$$

式中： I 为电网激励值； F_1^{\min} 为第一阶段优化所得最小充电成本； F_{20} 为第一阶段优化后的负荷波峰值； α 为激励系数，即电网公司激励补偿力度。

2) 其他约束条件与第一优化阶段相同，如式(16)和式(17)所示。

通过下层模型的优化计算，得到该换电站的充

电功率为

$$\begin{cases} P_i = P_{Li} + P_{Ei} \\ \mathbf{P} = \mathbf{P}_L + \mathbf{P}_E \end{cases} \quad (24)$$

式中： \mathbf{P} 为换电站的充电功率矩阵； P_i 为换电站在 i 时刻的充电功率。

采用 GA-PSO 对第二阶段模型进行迭代寻优得到充电方案 \mathbf{B} ，进而求得充电功率 \mathbf{P}_E 和充电成本 F_1 。充电功率 \mathbf{P}_E 和充电成本 F_1 ，进而得到各时刻各换电站的电池组储备和车流状况并将其反馈给上层模型，上层模型更新信息并继续优化计算，实现两层模型之间的信息互动。

3 换电站时空双层充电优化模型求解

3.1 模型求解方法介绍

对本文换电站时空双层充电优化模型的求解是一个多维、多变量、非线性的复杂寻优过程，传统经典智能算法难以达到全局搜索和快速收敛的要求，而 GA-PSO 兼有 GA 全局搜索能力强和 PSO 收敛速度快的优点^[25]，能够很好地解决此问题。GA-PSO 是在粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)迭代寻优的过程中，加入遗传算法(Genetic Algorithm, GA)的交叉和变异算子操作，使得当 PSO 的整个粒子群体都聚集在某个局部极小附近时，更容易跳出局部最优。

3.2 模型求解流程图

本文双层充电优化模型的求解流程如图 2 所示。

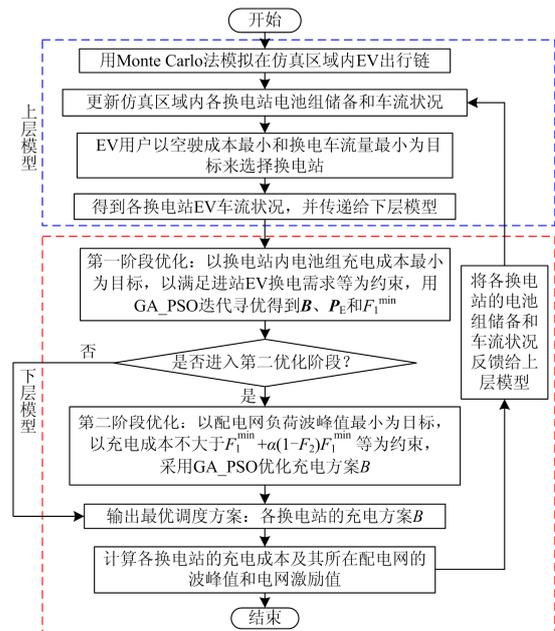


图 2 换电站时空双层充电优化流程

Fig. 2 Flow chart of BSS space-time bi-level charging optimization

上层模型旨在满足 EV 用户的个性化需求; 下层模型, 换电站在制定充电方案时, 根据第一阶段优化后负荷波峰值大小和第二阶段的优化成本, 来决定是仅采用第一阶段优化策略, 还是采用两阶段优化策略。

4 算例分析

本文以含 3 个换电站的某典型城区为例进行电动汽车换电站时空双层充电优化分析, 该城区相关数据参考文献[22]。

4.1 上层优化结果

本层优化以该典型城区内电动汽车的 4 个典型位置(见图 3)来阐述电动汽车在空间尺度上换电站的优化选择过程。

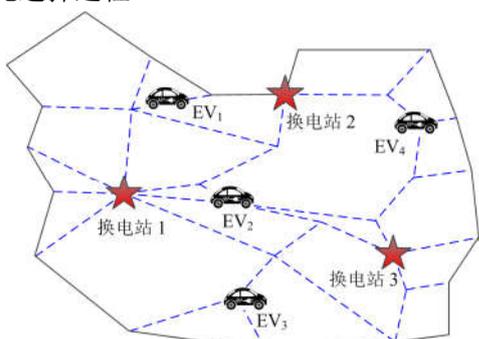


图 3 城区路网结构

Fig. 3 Structure of an urban road network

根据式(7)和式(8), EV_1 、 EV_2 、 EV_3 和 EV_4 到 3 个换电站的空驶成本及车流量规范化处理之后分别用矩阵 E 和 F 表示为

$$E = \begin{bmatrix} 0.00 & 0.70 & 1.00 \\ 1.00 & 0.87 & 0.38 \\ 0.83 & 1.00 & 0.85 \\ 1.00 & 0.00 & 0.72 \end{bmatrix}, \quad F = \begin{bmatrix} 0.85 & 0.53 & 1.00 \\ 0.85 & 0.53 & 1.00 \\ 0.85 & 0.53 & 1.00 \\ 0.85 & 0.53 & 1.00 \end{bmatrix} \quad (25)$$

式中: E_{ij} 表示 EV_i 到换电站 j 的空驶成本; F_{ij} 表示 EV_i 到换电站 j 时的车流量。

取式(9)中 $\omega_1=\omega_2=0.5$, 可得这 4 辆 EV 到 3 个

换电站的综合成本为

$$G = \omega_1 E + \omega_2 F = \begin{bmatrix} 0.425 & 0.615 & 1.000 \\ 0.925 & 0.700 & 0.690 \\ 0.840 & 0.765 & 0.925 \\ 0.925 & 0.265 & 0.860 \end{bmatrix} \quad (26)$$

式中, G_{ij} 表示 EV_i 到换电站 j 的综合成本。

综合成本越小, EV 用户换电体验度就越高。由矩阵 G 可知, 各 EV 到各换电站的最小综合成本为 $\min G = [0.425, 0.690, 0.765, 0.265]^T$, 即 EV_1 更倾向于换电站 1、 EV_2 更倾向于换电站 3、 EV_3 更倾向于换电站 2、 EV_4 更倾向于换电站 2。

同理, 我们可以得到该城区内所有 EV 所选择的换电站, 从而得到该城区内所有换电站基于 EV 用户个性化需求的全天时序车流状况。

本层优化中 EV 用户根据仿真区域内各换电站的电池组储备和车流状况等信息来主动选择换电站, 故能充分保证其个性化需求。

4.2 下层优化结果

下层优化场景设置为该典型城区内某换电站, 其所在配电网基础负荷曲线如图 4 所示。其负荷波动和峰谷差, 由式(18)和式(20)计算, 并由式(21)归一化为 1。现假定该换电站内共有备用电池组数为 60 组, 在 00:00 时刻站内满电电池组数为 6 组, 空电电池组 54 组, 日营运 EV 数设置 50、100、150、300 四个数档。GA-PSO 中交叉概率和变异概率分别取 $p_c=0.7$ 和 $p_m=0.3$, 惯性权重 ω 在 $[0.4, 0.9]$ 线性递减, 学习因子 c_1 在 $[0.5, 2.5]$ 线性递减, 学习因子 c_2 在 $[0.5, 2.5]$ 线性递增, 粒子最大速度取 300, 粒子种群规模为 800, 最大迭代次数为 1000。对式(21)中的加权系数分别取为 $\lambda_1=0.3$ 和 $\lambda_2=0.7$, 激励系数预设为 $\alpha=0.45$ 。

针对换电站电池组的即换即充模式、以换电站充电成本最低为目标的充电模式和以负荷波峰值最小为目标的充电模式三种情景, 采用 GA-PSO 进行编程求解可得结果如表 2、图 4—图 6 所示。100 辆日营运 EV 数档在三种充电模式下负荷曲线如图 7 所示。

表 2 三种充电模式优化结果

Table 2 Optimization results of three kind of charging mode

EV 数/辆	即换即充模式		最小充电成本模式		最小负荷波峰值模式		电网激励值 ($\alpha=0.45$)	α 的最小取值 (α_{\min})
	充电成本/元	波峰值	充电成本/元	波峰值	充电成本/元	波峰值		
50	2 780.1	1.343 3	1 663.4	1.059 7	2 380.4	0.608 1	338.036 1	0.957 50
100	5 465.9	1.578 8	4 257.1	1.105 8	4 862.0	0.577 4	1 012.253 2	0.268 9
150	8 244.4	2.103 0	6 975.1	1.189 0	7 565.6	0.770 0	1 315.155 2	0.202 0
300	16 175	2.945 1	15 244	1.715 7	15 598.0	1.297 7	2 867.396 4	0.055 6

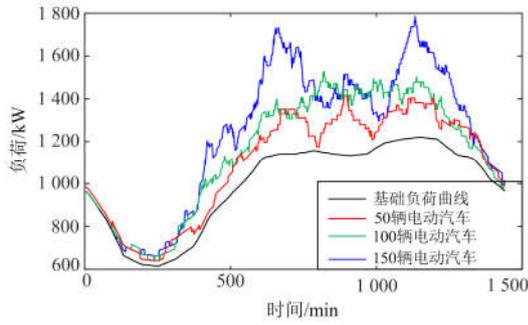


图 4 即换即充模式下负荷曲线

Fig. 4 Load curves utilizing "change and swap" mode

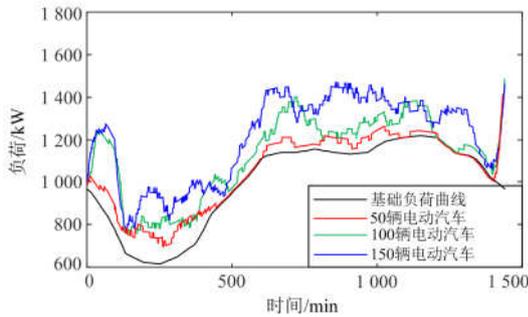


图 5 最小充电成本模式下负荷曲线

Fig. 5 Load curves utilizing minimum charging cost mode

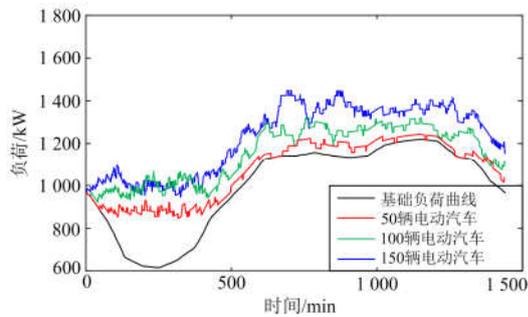


图 6 最小负荷波峰值模式下负荷曲线

Fig. 6 Load curves utilizing minimum load fluctuation and peak-valley difference mode

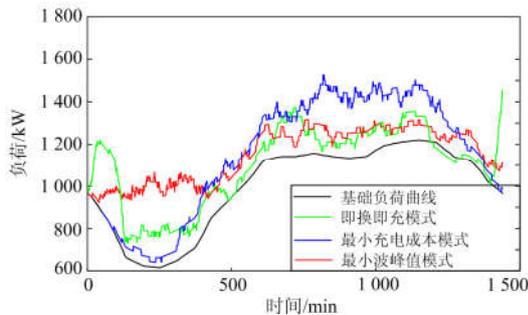


图 7 三种模式对比负荷曲线

Fig. 7 Contrastive load curves utilizing the three kind of mode

由以上仿真结果，可分析得出如下结论：

1) 随着换电站日营运 EV 数辆的增加：即换即充模式下，单位电池组充电成本略微增加，波峰值大幅增加；最小充电成本模式下，单位电池组充电成本大幅增加，波峰值持续增加；最小负荷波峰值模式下，单位电池组充电成本大幅增加，波峰值先减小后持续增大。

2) 即换即充模式会大幅增加换电站充电成本和负荷波峰值；最小充电成本模式，一方面能为换电站带来巨大的经济效益，另一方面，对负荷曲线具有一定的积极调节作用(相对于即换即充模式)；而最小负荷波峰值模式则能够保障换电站运营经济性的同时，很好地改善配电网负荷特性。

3) 本文电网激励模型的实用性。当日营运 EV 数较小时(如 50 数档)负荷波峰值不大且第二阶段优化成本过高，无需进行第二阶段优化；当日营运 EV 数大于 50 时，第二阶段优化成本不高且优化效果显著，建议采用两阶段优化；当日营运 EV 数很大时(如 300 数档)，第二阶段优化后的波峰值比第一阶段优化后小得多，且大于 1，说明此数档已超出该换电站的最佳日营运 EV 数，但此电网激励模型仍能发挥很好的积极作用，实用性强。而其他文献鲜有提及电网激励，或仅适用于两阶段优化后负荷波峰值小于 1 的情形，具有一定局限性。

4) 表 2 给出了几种日营运 EV 数档下 α_{min} 的取值，电网公司可据此为不同电池储备电量的换电站制定不同的 α 值；而换电站则根据日营运 EV 预测值和 α 值，结合自身备用电池储备状况决定采用何种充电模式进行充电。

5 结论

针对 EV 用户换电体验不佳、换电站备用电池空闲、充电成本过高及配电网负荷特性恶化的问题，提出了兼顾 EV 用户、换电站和电网公司三方利益的时空双层充电优化策略。经过仿真验证，得出如下结论：

1) 该策略能够有效满足 EV 用户的个性化需求、提高换电站的运营效益及缓解电网调峰压力。

2) 该策略采用一种电网激励措施，以协调充电优化中换电站的运营效益和配电网的负荷特性调节需求。对换电站容量规划及经济运行、换电站与电网公司的利益协调具有一定理论支撑意义。

3) 该策略采用的求解算法 GA-PSO，兼有 GA 全局搜索能力强和 PSO 快速收敛的优点，计算效率高，能够细化调度时段、精确充电方案，在大容量

换电站的充电管理中优势会更加显著。

虑及居民电价与换电站充电电价的差异, 本文忽略了换电站放电以达到更好地调节负荷特性的功能。在后续研究工作中, 可以考虑尽量利用分布式新能源充电, 以减小换电站运营成本、消纳新能源及缓解电网调峰压力。

参考文献

- [1] 王锡凡, 邵成成, 王秀丽, 等. 电动汽车充电负荷与调度控制策略综述[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(1): 1-10.
WANG Xifan, SHAO Chengcheng, WANG Xiuli, et al. Survey of electric vehicle charging load and dispatch control strategies[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(1): 1-10.
- [2] MA Y, HOUGHTON T, CRUDEN A, et al. Modeling the benefits of vehicle-to-grid technology to a power system[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2012, 27(2): 1012-1020.
- [3] 胡泽春, 宋永华, 徐智威, 等. 电动汽车接入电网的影响与利用[J]. 中国电机工程学报, 2012, 32(4): 1-10.
HU Zechun, SONG Yonghua, XU Zhiwei, et al. Impacts and utilization of electric vehicles integration into power systems[J]. Proceedings of the CSEE, 2012, 32(4): 1-10.
- [4] 杨晓东, 张有兵, 蒋杨昌, 等. 微电网下考虑分布式电源消纳的电动汽车互动响应控制策略[J]. 电工技术学报, 2018, 33(2): 390-400.
YANG Xiaodong, ZHANG Youbing, JIANG Yangchang, et al. Renewable energy accommodation-based strategy for electric vehicle considering dynamic interaction in microgrid[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2018, 33(2): 390-400.
- [5] 舒隽, 唐刚, 韩冰. 电动汽车充电站最优规划的两阶段方法[J]. 电工技术学报, 2017, 32(3): 10-17.
SHU Jun, TANG Gang, HAN Bing. Two-stage method for optimal planning of electric vehicle charging station[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 32(3): 10-17.
- [6] 刘东奇, 王耀南, 袁小芳. 电动汽车充放电与风力/火力发电系统的协同优化运行[J]. 电工技术学报, 2017, 32(3): 18-26.
LIU Dongqi, WANG Yaonan, YUAN Xiaofang. Cooperative dispatch of large-scale electric vehicles with wind-thermal power generating system[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2017, 32(3): 18-26.
- [7] 夏晨阳, 赵书泽, 杨颖, 等. 电动汽车无线充电系统研究综述[J]. 广东电力, 2018, 31(11): 3-14.
XIA Chenyang, ZHAO Shuze, YANG Ying, et al. Research review on electric vehicle wireless charging system[J]. Guangdong Electric Power, 2018, 31(11): 3-14.
- [8] 简俊威, 吴杰康, 莫超, 等. 风电与电动汽车协同并网的电力系统动态环境经济多目标模糊优化调度模型[J]. 广东电力, 2018, 31(4): 49-58.
JIAN Junwei, WU Jiekang, MO Chao, et al. Multiobjective fuzzy optimization model of power system dynamic environmental and economic scheduling for cooperative grid-connection of wind power and electric vehicle[J]. Guangdong Electric Power, 2018, 31(4): 49-58.
- [9] 黄强, 孟安波, 殷豪, 等. 考虑风电与电动汽车协同作用的动态环境经济调度[J]. 广东电力, 2017, 30(10): 35-42.
HUANG Qiang, MENG Anbo, YIN Hao, et al. Dynamic environmental economic dispatching considering synergistic effect of wind power and electric vehicle[J]. Guangdong Electric Power, 2017, 30(10): 35-42.
- [10] 王鑫, 周步祥, 唐浩. 考虑用户因素的电动汽车有序充放电控制策略[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(4): 129-137.
WANG Xin, ZHOU Buxiang, TANG Hao. A coordinated charging/discharging strategy for electric vehicles considering customers' factors[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(4): 129-137.
- [11] 韩笑, 周明, 李庚银. 基于无迹变换随机潮流建模的主动配电网优化调度[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(3): 9-17.
HAN Xiao, ZHOU Ming, LI Gengyin. Stochastic optimal dispatching of active distribution networks based on stochastic power flow modeling using unscented transformation[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(3): 9-17.
- [12] 田文奇, 和敬涵, 姜久春, 等. 基于自适应变异粒子群算法的电动汽车换电站充电调度多目标优化[J]. 电网技术, 2012, 36(11): 25-29.
TIAN Wenqi, HE Jinghan, JIANG Jiuchun, et al. Multi-objective optimization of charging dispatching for electric vehicle battery swapping station based on adaptive mutation particle swarm optimization[J]. Power System Technology, 2012, 36(11): 25-29.
- [13] CAO Y, TANG S, LI C, et al. An optimized EV charging model considering TOU price and SOC curve[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2012, 3(1): 388-393.

- [14] 路欣怡, 刘念, 陈征, 等. 电动汽车光伏充电站的多目标优化调度方法[J]. 电工技术学报, 2014, 29(8): 46-56.
LU Xinyi, LIU Nian, CHEN Zheng, et al. Multi-objective optimal scheduling for PV-assisted charging station of electric vehicles[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2014, 29(8): 46-56.
- [15] 侯贺军, 罗春辉, 武学伟, 等. 计及PEV聚合器的含可再生电源电力系统AGC调节功率的协调调度[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(1): 63-70.
HOU Maojun, LUO Chunhui, WU Xuewei, et al. Coordinated dispatching of AGC regulation power considering PEV aggregator in power system with large-scale renewable energy sources[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(1): 63-70.
- [16] 张颖, 容展鹏, 张宇雄, 等. 计及运营特性的电动汽车换电站时空双层调度[J]. 电网技术, 2016, 40(9): 2616-2623.
ZHANG Ying, RONG Zhanpeng, ZHANG Yuxiong, et al. Study on electric vehicle battery swapping station space-time double scheduling consider in its operating characteristics[J]. Power System Technology, 2016, 40(9): 2616-2623.
- [17] 张良, 严正, 冯冬涵, 等. 采用两阶段优化模型的电动汽车充电站内有序充电策略[J]. 电网技术, 2014, 38(4): 967-973.
ZHANG Liang, YAN Zheng, FENG Donghan, et al. Two-stage optimization model based coordinated charging for EV charging station[J]. Power System Technology, 2014, 38(4): 967-973.
- [18] 王行行, 赵晋泉, 王珂, 等. 考虑用户满意度和配网安全的电动汽车多目标双层充电优化[J]. 电网技术, 2017, 41(7): 2165-2172.
WANG Xingxing, ZHAO Jinquan, WANG Ke, et al. Multi-objective bi-level electric vehicle charging optimization considering user satisfaction degree and distribution grid security[J]. Power System Technology, 2017, 41(7): 2165-2172.
- [19] MAY G. Battery options for hybrid electric vehicles[C] // Hybrid Vehicle Conference, IET the Institution of Engineering and Technology, IET, 2006: 67-78.
- [20] US Department of Transportation. 2009 national household travel survey[EB/OL]. [2014-10-05]. <http://nhts.oml.Gov/2009/pub/stt.pdf>.
- [21] BRACKEN J, MCGILL J T. Mathematical programs with optimization problems in the constraints[J]. Operations Research, 1973, 21(1): 37-44.
- [22] 陈静鹏, 艾芊, 肖斐. 基于用户出行需求的电动汽车充电站规划[J]. 电力自动化设备, 2016, 36(6): 34-39.
CHEN Jingpeng, AI Qian, XIAO Fei. EV charging station planning based on travel demand[J]. Electric Power Automation Equipment, 2016, 36(6): 34-39.
- [23] 张帝, 姜久春, 张维戈, 等. 基于遗传算法的电动汽车换电站经济运行[J]. 电网技术, 2013, 37(8): 2101-2107.
ZHANG Di, JIANG Jiuchun, ZHANG Weige, et al. Electric vehicle power station economic operation based on genetic algorithm[J]. Power System Technology, 2013, 37(8): 2101-2107.
- [24] 李秋硕, 肖湘宁, 郭静, 等. 电动汽车有序充电方法研究[J]. 电网技术, 2012, 36(12): 32-38.
LI Qiushuo, XIAO Xiangning, GUO Jing, et al. Research on scheme for ordered charging of electric vehicles[J]. Power System Technology, 2012, 36(12): 32-38.
- [25] 余胜威. MATLAB优化算法案例分析与应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2015: 245-248.

收稿日期: 2018-08-05

作者简介:

顾博(1991—), 男, 硕士, 主要研究方向为电动汽车的充电优化策略; E-mail: 1970736664@qq.com

李凤婷(1965—), 女, 博士, 教授, 博士生导师, 研究为可再生电源并网技术与电力系统继电保护。E-mail: xjlf2009@sina.com

(编辑 魏小丽)