

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.190408

# 基于全局和局部最优模型的电动汽车充放电优化调度

张虹<sup>1</sup>, 申鑫<sup>1</sup>, 葛得初<sup>2</sup>, 刘艾冬<sup>1</sup>, 代宝鑫<sup>1</sup>

(1. 东北电力大学电气工程学院, 吉林 吉林 132012; 2. 国网吉林省电力有限公司长春供电公司, 吉林 长春 130021)

**摘要:** 电动汽车大规模入网将对电网产生重大影响。针对大规模具有动态响应特性的电动汽车充放电问题, 提出了全局最优调度和局部最优调度两种模型。通过电动汽车响应的实时电价模型, 分别建立含电池损耗成本、连续可微、带线性约束的凸目标函数。全局最优模型需要负载和电动汽车各项信息求解全局总成本最小的调度方案。局部最优调度模型对电动汽车进行分组, 以分布式模式最小化滑动窗口内电动汽车组的总成本。通过内点法对两种模型求解表明: 局部最优调度方案可以扩展到大型电动汽车群, 对电动汽车的动态到达特性具有弹性。相对于全局最优调度模型复杂的求解信息, 局部最优调度方案具有更高的实用性和相近的求解结果。

**关键词:** 电动汽车; 充放电; 凸优化; 分布式调度; 智能电网

## Optimal scheduling of charging and discharging of electric vehicles based on global and local optimal model

ZHANG Hong<sup>1</sup>, SHEN Xin<sup>1</sup>, GE Dechu<sup>2</sup>, LIU Aidong<sup>1</sup>, DAI Baoxin<sup>1</sup>

(1. School of Electrical Engineering, Northeast Electric Power University, Jilin 132012, China;

2. Changchun Power Supply Company, State Grid Jilin Electric Power Co., Ltd., Changchun 130021, China)

**Abstract:** Large-scale power grid entry of electric vehicles will have a significant impact on the power grid. Aiming at the charging and discharging problem of large-scale electric vehicles with dynamic response characteristics, two models of global optimal scheduling and local optimal scheduling are proposed. Based on the real-time price model of electric vehicle response, convex objective functions with battery loss cost, continuous differentiability and linear constraints are established respectively. The global optimal model needs the information of load and electric vehicle to solve the scheduling scheme with the minimum global total cost. Local optimal scheduling model is used to group electric vehicles to minimize the total cost of electric vehicles in sliding windows in a distributed way. The interior point method is used to solve the two models. The results show that the local optimal scheduling scheme can be extended to large-scale electric vehicle group and has elasticity to the dynamic arrival characteristics of electric vehicles. Compared with the complex solution information of the global optimal scheduling model, the local optimal scheduling scheme has higher practicability and similar solution results.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 51777027) and Science and Technology Project of the Headquarters of State Grid Corporation of China (No. YD7116013).

**Key words:** electric vehicle; charging and discharging; convex optimization; distributed scheduling; smart grid

## 0 引言

近年来, 为降低当前汽车运行的 CO<sub>2</sub> 排放和燃油依赖性, 汽车工业逐年扩增对电动汽车(Electric Vehicles, EV)的投产。车辆电气化增加了电力消费,

将对电网产生重要的影响<sup>[1-2]</sup>。由于电动汽车充放电的引入, 将改变电力系统的总负荷剖面。据估计, 在 30% 的 EV 渗透率下, 美国电动汽车的总充电负荷可以达到夏季高峰的 18%<sup>[3]</sup>。另一方面, EV 也可以通过电池放电为电网提供能量, 即 EV 入网 (Vehicle to Grid, V2G)<sup>[4]</sup>。因此, 急需一种实用调度方案优化 EV 的充放电模式, 降低 EV 的充放电成本, 有效地平抑电力系统的负荷。

基金项目: 国家自然科学基金项目 (51777027); 国家电网公司总部科技项目 (YD7116013)

EV 优化调度的基本原理是在需求较低时 EV 电池从电网中充电, 在需求较高时 EV 电池放电到电网中, 从而重塑负荷剖面。然而, EV 充放电模式的优化调度是一个具有挑战性的课题。首先, 在 EV 用户众多的情况下, 很难找到能够使充放电总成本最小化的全局最优调度方案。其次, 调度方案需要具备有效处理 EV 随机到达的能力。目前, 国内外学者提出了许多 EV 充放电调度方案。其中, 文献[5-6]求解了 EV 的充电调度问题, 调度方案只处理电池充电, 没有考虑 V2G 功能。文献[7-9]以集中控制模式对大规模 EV 进行优化, 优化充放电功率进而控制负荷波动, 使得 EV 充放电成本明显减少。但是集中控制模式往往导致数据量过大, 从而造成通信拥挤、计算时间过长, 在实时调度和现实应用中有很大局限性, 不适用于 EV 数量较大、动态到达的 EV 充放电系统。鉴于上述方法的局限性, 文献[10-11]提出采用集中式与分布式相协调的控制模型处理 EV 充放电调度问题, 但优化效果有限, 精度不高。

文献[12]提出 EV 有序充电调度的分散式优化策略, 在不同电价模式下进行仿真分析, 实现了充电站收益最大和削峰填谷效果。文献[13]以最小化运行成本为目标函数, 考虑 EV 和电力系统的约束, 建立 EV 的最优充放电控制, 满足电力系统的运行安全、负荷峰值削减和损耗最小。文献[14]在考虑用户因素的前提下, 对 EV 进行有序充放电调度, 有效地实现负荷削峰填谷, 还能使运营商获取额外效益, 用户充电成本降低。文献[15]在考虑用户需求和 EV 行驶特性的基础上, 减少了代理商的营运费用, 将负荷波动降到最低。文献[16]建立用户满意度模型, 通过多代理系统协调电价信息, 实现了 EV 分布式控制。文献[17]将电动汽车划分成多个集群进行优化调度, 减少了峰谷差, 提高了配电网安全性。文献[17]采用分布式分层优化模型, 减少了峰谷差, 提高了配电网安全性。文献[18]提出一种计算量小、保密性高的分布式算法处理 EV 充放电调度问题, 有效地转移了需求侧负荷。文献[19]提出一种包含功率限制的 EV 有序充放电实用性策略, 可使居民用电的总负荷趋于平缓, 较好地起到削峰填谷的作用。以上文献体现了分布式方法在 EV 充放电调度上的应用, 但是都没有在大规模 EV 集群上处理包括电池损耗成本和 EV 充放电动态特性的最优调度问题。

本文受到上述工作的启发, 在网侧 EV 响应实时电价下, 建立了含电池损耗成本的全局最优调度和局部最优调度模型, 根据 EV 操作时间, 构建指

导 EV 优化调度的时段操作矩阵。采用内点法对 EV 调度问题中可行域内连续可微的凸目标函数进行求解。对比分析不同模型的求解结果、对负荷剖面的改变和不同 EV 规模及组合尺寸的充放电成本。验证了该模型的有效性和实用性。

## 1 全局最优调度模型

### 1.1 EV 调度模型

本文将 EV 调度时间设定在 0:00—24:00 范围内, 将时间进行等时段划分, 每时段长度为  $\tau$ , 时段数集合  $N=\{1, \dots, i, \dots, T\}$ 。EV 集合  $A=\{1, \dots, a, \dots, m\}$  区分为两种: 1) 只给电池充电且不反向给电网提供能量的 EV 集合  $M^C$ ; 2) 执行电池充电和放电的 EV 集合  $M^{V2G}$ 。图 1 为 EVa 充放电示意图,  $t_a^{\text{arr}}$ 、 $t_a^{\text{dep}}$  分别表示 EVa 到达和离开充电站的时间, 在操作时间  $T_a$  内, EVa 充电或放电。充电站可以在 EV 与充电站连接时自动检测 EV 的到达时间、初始能量和电池容量, 并且可以根据参数  $t_a^{\text{arr}}$  和  $t_a^{\text{dep}}$  确定 EVa 的操作时间。

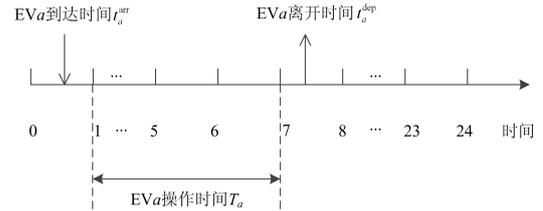


图 1 EVa 充放电示意图

Fig. 1 Charging and discharging schematic diagram of EVa

为表征 EVa 在操作时间  $T_a$  后的电池状态, 定义电池能量比为

$$\gamma_a = \frac{E_a^{\text{fin}}}{E_a^{\text{cap}}} \quad (1)$$

式中:  $0 \leq \gamma_a \leq 1$ ;  $E_a^{\text{cap}}$  表示 EVa 电池容量;  $E_a^{\text{fin}}$  表示在  $t_a^{\text{dep}}$  时电池的电量。其中  $E_a^{\text{fin}} \geq E_a^{\text{ini}}$ ,  $E_a^{\text{ini}}$  表示在  $t_a^{\text{arr}}$  时电池的电量。

本文使用二进制向量  $f_{a,i} \in \{0,1\}$  表示 EVa 充电或放电行为与任意时段的关系。当时段  $i$  在 EVa 操作时间  $T_a$  内,  $f_{a,i}=1$ 。反之,  $f_{a,i}=0$ 。EV 在不同时段的充放电行为可构成时段操作矩阵, 具体为

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} f_{1,1} & \cdots & f_{1,i} & \cdots & f_{1,T} \\ \vdots & \cdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ f_{a,1} & \cdots & f_{a,i} & \cdots & f_{a,T} \\ \vdots & \cdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ f_{m,1} & \cdots & f_{m,i} & \cdots & f_{m,T} \end{bmatrix} \quad (2)$$

## 1.2 EV 响应的实时电价模型

EV 响应的电价是指电价随 EV 充放电负荷波动而改变, 电价的高低取决于 EV 负荷量<sup>[20]</sup>。该电价模型旨在实时反映负荷与电价的耦合关系, 电价与 EV 负荷呈现正相关, 通过实时电价信息可实现负荷跨时段转移。EV 充放电优化基于价格的时间变化, 而不考虑价格的空间变化<sup>[3]</sup>。因此, 电价可根据实时负荷模型化为线性函数。具体为

$$\lambda(z_t) = k_0 + k_1 z_t \quad (3)$$

式中:  $k_0$  和  $k_1$  分别为函数的截距和斜率, 其中  $k_0 > 0$ ,  $k_1 > 0$ ;  $z_t$  表示在  $t$  时的负荷。

$i$  时段总负荷  $z_i$  可分为两个部分: 1) 基准负荷  $L_i$ , 表示在  $i$  时段除去 EV 负荷的所有负荷。2) EV 负荷  $Y_i$ , 表示在  $i$  时段所有 EV 负荷。在时段  $i$  上 EV 负荷可表示为

$$Y_i = \sum_{a \in M} P_{a,i} f_{a,i} \quad (4)$$

式中:  $P_{a,i}$  表示 EVa 在时段  $i$  与电网互动时充放电功率, 在电池充电时  $P_{a,i} > 0$ , 电池放电时  $P_{a,i} < 0$ 。故而,  $z_i = L_i + Y_i = L_i + \sum_{a \in M} P_{a,i} f_{a,i}$ 。因此, 在时段  $i$  上 EV 充电费用可表示为

$$C_i = \int_{L_i}^{z_i} (k_0 + k_1 z_t) dz_t = \left( k_0 z_i + \frac{k_1}{2} z_i^2 \right) - \left( k_0 L_i + \frac{k_1}{2} L_i^2 \right) \quad (5)$$

由式(5)可知, 当  $Y_i = z_i - L_i > 0$  时,  $C_i$  为正。反之,  $C_i$  为负。

## 1.3 全局最优目标函数

通过 EV 响应的实时电价模型, EV 充放电全局最优调度以充放电成本最小为目标函数, 实现 EV 整体的最优规划。而达到全局最优需要如下 3 个假设条件:

1) 已知 EV 到达  $t_a^{\text{arr}}$  和离开充电站时间  $t_a^{\text{dep}}$ 。

2) 已知 EV 在  $t_a^{\text{dep}}$  时电池的电量  $E_a^{\text{fin}}$  和在  $t_a^{\text{arr}}$  时电池的电量  $E_a^{\text{ini}}$ 。

3) 已知每个时段的基准负荷。

全局最优调度问题可通过优化时段  $i$  内总负荷  $z_i$  和 EV 交换功率  $P_{a,i}$ 。因此, 计及电池寿命损耗成本的 EV 充放电总成本为

$$\text{Min} F_1 = \sum_{i \in N} \left( \left( k_0 z_i + \frac{k_1}{2} z_i^2 \right) - \left( k_0 L_i + \frac{k_1}{2} L_i^2 \right) \right) + \psi \quad (6)$$

式中,  $\psi$  表示电池寿命损耗成本。EV 的频繁充放电会带来电池使用寿命降低的问题, 直接影响 EV 用户的总成本。本文将 EVa 的电池损耗成本  $\psi_a$  分

为两部分。

(1) 由每个时段内充放电功率大小产生的损耗成本为

$$\psi_a^A = \sum_{i \in N} \beta P_{a,i}^2 \quad (7)$$

式中:  $\beta$  为模型参数;  $P_{a,i}$  为 EVa 在时段  $i$  内的充放电功率。式(7)表示损耗成本  $\psi_a^A$  与功率  $P_{a,i}$  的平方之和成正比。在相同的电量情况下, 电池放电量越多, 损耗成本越高。

(2) 任意两个连续时段之间的充放电功率的波动产生的损耗为

$$\psi_a^F = \sum_{i=2}^T \eta (P_{a,i} - P_{a,i-1})^2 \quad (8)$$

式中:  $\eta$  为模型参数; 式(8)表示损耗成本  $\psi_a^F$  与两个连续时段之间充电功率差的平方之和成正比。当在两个连续时段上, EV 连续进行充电和放电行为, 会产生较高的损耗成本。EV 只进行充电或放电一种行为时, 此时该项损耗成本为 0。

因此, 对于所有的 EV, 总损耗成本可表示为

$$\psi = \sum_{a \in M} \left( \sum_{i \in N} \beta P_{a,i}^2 + \eta (P_{a,i} - P_{a,i-1})^2 \right) \quad (9)$$

约束条件如下:

1) EV 在任意时刻电池电量应控制在电池容量范围内, 满足预设的能量需求, 即

$$0 \leq E_a^{\text{ini}} + \sum_{i \in N} \tau P_{a,i} f_{a,i} \leq E_a^{\text{cap}} \quad (10)$$

$$E_a^{\text{ini}} + \sum_{i \in N} \tau P_{a,i} f_{a,i} \geq \gamma_a E_a^{\text{cap}} \quad (11)$$

2) EV 充放电功率应在上下限范围内, 即

$$0 \leq P_{a,i} \leq P^{\text{max}}, a \in M^C \quad (12)$$

$$-P^{\text{max}} \leq P_{a,i} \leq P^{\text{max}}, a \in M^{\text{V2G}} \quad (13)$$

同时  $\forall a \in M^{\text{V2G}}$ , EV 进行充放电操作时应满足互斥原则, 即

$$-P_{C\text{max}} (1 - x_{a,i}) \leq P_{a,i}^C \leq P_{C\text{max}} x_{a,i} \quad (14)$$

$$-P_{\text{DCmax}} (1 - y_{a,i}) \leq P_{a,i}^{\text{DC}} \leq P_{\text{DCmax}} y_{a,i} \quad (15)$$

$$x_{a,i} + y_{a,i} = f_{a,i} \quad (16)$$

式中:  $P_{C\text{max}}$  和  $P_{\text{DCmax}}$  表示 EV 充电和放电最大功率;  $x_{a,i}, y_{a,i} \in \{0, 1\}$ , 当  $x_{a,i} = 1$  时, 则 EV 只可充电; 当  $y_{a,i} = 1$  时, 则 EV 只可放电。

3) 为减少充放电对 EV 电池寿命的影响, 需对 EV 荷电状态上下限进行约束, 如式(17)所示。

$$SOC_{\text{min}} \leq SOC_{(t)} \leq SOC_{\text{max}} \quad (17)$$

式中,  $SOC_{\text{max}}$  和  $SOC_{\text{min}}$  分别为荷电状态上下限, 其中  $SOC_{\text{max}} = 90\%$ ,  $SOC_{\text{min}} = 10\%$ 。

在全局最优调度中, 电价函数式(3)为单调递增

函数, 目标函数在可行域区间连续可微, 因此其导函数在可行域区间是单调不减的, 严格满足凸函数条件, 故为带有线性约束的凸函数。最优问题式(6)变为凸优化问题求解, 通过内点法<sup>[21-22]</sup>为 EV 充放电提供全局最优的解决方案。

## 2 局部最优调度模型

全局最优调度以 EV 整体充放电成本最小进行规划, 然而 EV 到达充电站桩的时间和未来任意时刻的基准负荷具有高度不确定性。因此, 本文提出一种具有高度可操作性的局部最优调度方案。如图 2 所示, 根据 EV 常用充电位置对 EV 进行分组, 每组充电站均装有局部控制器(Local Controller, LC)。LC 通过各自通信信道与网侧中心控制器进行信息传递, 中心控制器向 LC 传递每日预测负荷和各个充电站的 EV 信息, 实现 EV 最优充放电调度。

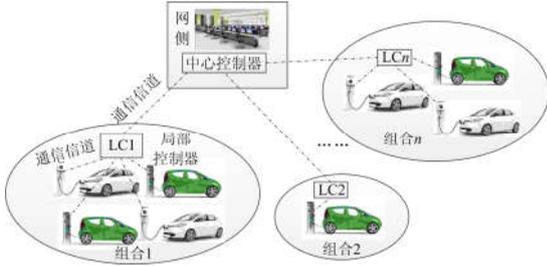


图 2 局部控制器通信示意图

Fig. 2 Communications schematic diagram of local controller

### 2.1 滑动窗口原理

滑动窗口表示沿时间维度在数据流上按照一定数据串滑动的窗口, 数据窗口的时间长度保持不变, 伴随窗口的不断滑动, 滑动窗口内部数据量保持不变<sup>[23]</sup>。在局部最优调度中, 基准负荷和 EV 各项信息都是未知的, 为充分挖掘不同时段的数据信息, 可采用滑动窗口法处理优化时段数据特征。不同 EV 组合独立进行调度, 设 EV 组合集合为  $\mathbf{B}$ , 任意组合  $k \in \mathbf{B}$ 。由于 EV 到达充电站的高度不确定性, 本文在每个时段开始之时使用滑动窗口更新 EV 充放电功率。在时段  $i$  开始之时  $t_i^{\text{cur}}$ , 确定当前处于操作状态的 EV 集合  $\mathbf{H}_k^i$  和当前滑动窗口  $\mathbf{W}_k^i$ 。EVA 充电开始时间为  $t_a^{\text{Hs}}$ , 结束时间为  $t_a^{\text{He}}$ 。当 EVA 满足  $\{t_a^{\text{Hs}} \leq t_i^{\text{cur}} \cup t_a^{\text{He}} > t_i^{\text{cur}}\}$  时,  $EVA \in \mathbf{H}_k^i$ 。 $\mathbf{W}_k^i$  指当前滑动窗口开始时间  $t_i^{\text{ws}}$  和结束时间  $t_i^{\text{we}}$  之间连续时段集合。滑动窗口开始时间  $t_i^{\text{ws}} = t_i^{\text{cur}}$ , 结束时间  $t_i^{\text{we}} = \max\{t_a^{\text{He}} | a \in \mathbf{H}_k^i\}$ 。图 3 表示在时段 2 开始之时, 当前处于操作状态的 EV 和滑动窗口。此时,  $\mathbf{H}_k^2 = \{2, 3, 4\}$ ,  $\mathbf{W}_k^2 = \{2, 3, 4, 5, 6\}$ 。

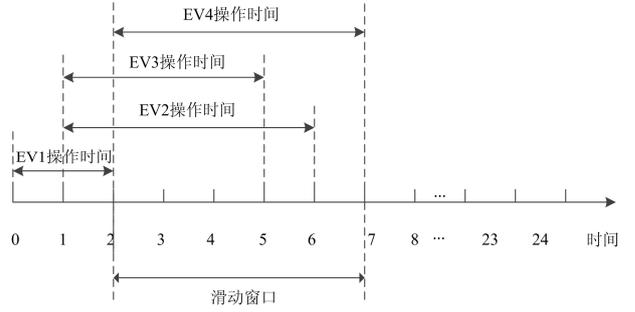


图 3 滑动窗口图示

Fig. 3 Sliding window graphics

在时段  $i$  开始时,  $EVA (\forall a \in \mathbf{H}_k^i)$  在其操作时间  $T_a$  内执行充放电操作, 可根据式(2)形成时段操作矩阵  $\mathbf{F}^i \subset \{0, 1\}^{|\mathbf{H}_k^i| \times |\mathbf{W}_k^i|}$ 。矩阵内元素为

$$f_{a,j}^i = \begin{cases} 1, & j \in \mathbf{W}_k^i \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (18)$$

### 2.2 局部最优目标函数

为获得当前滑动窗口  $\mathbf{W}_k^i$  内最优的充放电功率, 本文采用相似日负荷预测方法<sup>[24]</sup>通过对近几天相同时段的基准负荷在类似天气条件下的平均值来预测滑动窗口内部时段的基准负荷  $L_j^F$ ,  $j \in \mathbf{W}_k^i$ 。对于组合  $k$ , 当前时段集合  $\mathbf{H}_k^i$  和  $\mathbf{W}_k^i$ , 计及电池寿命损耗成本的 EV 充放电总成本最小的局部最优目标函数为

$$\begin{aligned} \text{Min} F_2 = & \sum_{j \in \mathbf{W}_k^i} \left( \left( k_0 z_j + \frac{k_1}{2} z_j^2 \right) - \left( k_0 L_j^F + \frac{k_1}{2} (L_j^F)^2 \right) \right) + \\ & \sum_{a \in \mathbf{H}_k^i} \sum_{j \in \mathbf{W}_k^i} \left( \beta P_{a,j}^2 + \eta (P_{a,j} - P_{a,j-1})^2 \right) \end{aligned} \quad (19)$$

式中:  $z_j = L_j^F + \sum_{a \in \mathbf{H}_k^i} P_{a,j} f_{a,j}^i$ ,  $j \in \mathbf{W}_k^i$ , 局部最优调度问题式(19)最小化处于滑动窗口  $\mathbf{W}_k^i$  中的 EV 集合  $\mathbf{H}_k^i$  的充放电成本。与式(19)相对应的约束如下。

1) EV 在任意时刻电池电量应控制在电池容量范围内, 满足预设的能量需求, 即

$$0 \leq E_a^{i,\text{ini}} + \sum_{i \in \mathbf{N}} \tau P_{a,j} f_{a,j}^i \leq E_a^{\text{cap}} \quad (20)$$

$$E_a^{i,\text{ini}} + \sum_{i \in \mathbf{N}} \tau P_{a,j} f_{a,j}^i \geq \gamma_a E_a^{\text{cap}} \quad (21)$$

式中:  $a \in \mathbf{H}_k^i$ ,  $j \in \mathbf{W}_k^i$ ; 式(20)表示任意瞬时刻的能量限制; 式(21)表示充电完成时刻的能量限制。

2) EV 充放电功率应在上下限范围内, 即

$$0 \leq P_{a,j} \leq P^{\text{max}}, a \in \mathbf{H}_k^{i,\text{C}} \quad (22)$$

$$-P^{\text{max}} \leq P_{a,j} \leq P^{\text{max}}, a \in \mathbf{H}_k^{i,\text{V2G}} \quad (23)$$

同时 $\forall a \in \mathbf{H}_k^{i, \text{V2G}}$ , EV 进行充放电操作时应满足互斥原则, 即

$$-P_{\text{Cmax}}(1-x_{a,j}) \leq P_{a,j}^{\text{C}} \leq P_{\text{Cmax}}x_{a,j} \quad (24)$$

$$-P_{\text{DCmax}}(1-y_{a,j}) \leq P_{a,j}^{\text{DC}} \leq P_{\text{DCmax}}y_{a,j} \quad (25)$$

$$x_{a,j} + y_{a,j} = f_{a,j}^i \quad (26)$$

式中:  $P_{\text{Cmax}}$  和  $P_{\text{DCmax}}$  表示 EV 充电和放电最大功率,  $x_{a,j}, y_{a,j} \in \{0,1\}$ , 当  $x_{a,j}=1$  时, 则 EV 只可充电; 当  $y_{a,j}=1$  时, 则 EV 只可放电。

3) 为减少充放电对 EV 电池寿命的影响, 需对 EV 荷电状态上下限进行约束, 如式(27)所示。

$$\text{SOC}_{\min} \leq \text{SOC}_{(t)} \leq \text{SOC}_{\max} \quad (27)$$

式中,  $\text{SOC}_{\max}$  和  $\text{SOC}_{\min}$  分别为荷电状态上下限, 其中  $\text{SOC}_{\max}=90\%$ ,  $\text{SOC}_{\min}=10\%$ 。

### 2.3 局部最优调度求解步骤

基于局部调度优化问题式(19), 本文开发了一种分布式调度协议来实现局部最优调度方案。在局部控制器上执行的本地最优调度协议步骤如下。

步骤一: 中央控制器通过相似日法对该地区基准负荷进行预测, 将预测的基准负荷通过无线信道加载给所有的局部控制器, 实现信息实时平等分配。

步骤二: 中央控制器与局部控制器进行实时通信, 收集各个充电站的 EV 各项信息。

步骤三: 局部控制器根据来自中央控制器的信息进行规划, 决策当前处于操作状态的 EV 集合  $\mathbf{H}_k^i$  和当前滑动窗口  $\mathbf{W}_k^i$ 。

步骤四: 根据式(18)计算当前时段操作矩阵  $\mathbf{F}^i$ 。

步骤五: 考虑不同时段 EVa 各项约束, 使用内点法<sup>[21-22]</sup>求解目标函数式(19), 求解出当前时段最优充放电功率  $P_{a,i}^*$ 。

步骤六: 局部控制器调度 EVa( $\forall a \in \mathbf{H}_k^i$ ) 在时段  $i$  内执行最优充放电功率  $P_{a,i}^*$ , 将  $i$  时段内 EV 各项信息传递给中央控制器。

通过上述步骤实现 EV 充放电局部最优调度, 具有较高的可操作性。首先, 当 EV 数量较大时, 不同 LC 只求解其组内的 EV 调度问题, 不会出现求解速度变慢和维数灾害等问题; 其次, 局部最优调度方案收集 EV 信息, 并在每个时段开始时更新充放电功率, 从而快速响应 EV 的动态到达特性。

## 3 仿真分析

### 3.1 算例描述

本文仿真时域 0:00—24:00, 时段长  $\tau=1$  h, 使

用来自多伦多某地区基准负荷数据, 电价参数为  $k_0=0.0001$  \$/kWh,  $k_1=0.000125$  \$/kWh。电池损耗参数  $\beta=0.0005$  \$/kWh<sup>2</sup>,  $\eta=0.001$  \$/kWh<sup>2</sup>。操作时段结束后电池能量最低为  $0.9E_a^{\text{cap}}$ , EV 最大功率  $P^{\text{max}}=5.0$  kW。EV 的到达时间在一天中是随机分布的, 任何一个时段内到达车辆的百分比都小于 20%。EV 的操作时间随机分布在 4~12 h 之间。EV 的初始能量均匀分布在电池容量的 0~80% 之间。仿真使用 Matlab 凸优化工具箱 CVX。

全局最优调度方案是一种需要完全信息的全局最优解。因此, 在全局调度优化问题中采用实际的基础负荷。在实际操作中, 未来时间间隔内的实际基准负荷是不可用的, 故局部最优调度方案中采用相似日法<sup>[24]</sup>预测基准负荷。如图 4 表示为该地区 2017 年 9 月 10 日的实际基准负荷和预测基准负荷对比图, 相似日法采用预测日前 7 天的基准负荷信息。本文使用平均相对误差  $\theta=(1/T)\sum_{i \in \mathbf{N}}|L_i^F - L_i|/L_i$  表示相似日法预测精度, 图 4 中该天平均相对误差  $\theta=0.040$ 。

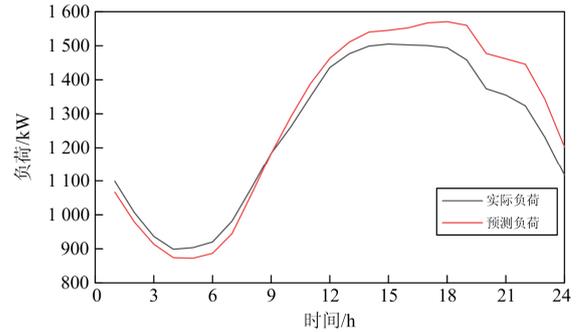


图 4 实际基准负荷与预测基准负荷对比

Fig. 4 Comparison of the real load and the forecast load

### 3.2 仿真结果分析

#### 3.2.1 EV 整体评估

本文使用三种调度方案进行对比分析。1) 求解目标函数式(9)的全局最优调度方案; 2) 求解目标函数式(19)的局部最优调度方案; 3) 平均分配方案, 其中 EV 在任意时段内的充放电功率根据以下准则进行分配: ① EV 充放电操作取决于前一日的电价信息; ② EV 充电功率之和的绝对值在每个时段内相等。EV 规模为 200 辆, 局部最优调度中分为 2 组, 每组为 100 辆。为公平比较, 三种方案的总成本均按实际基准负荷计算。其中, 全局最优方案、局部最优方案和平均分配方案成本分别为 237.26 \$、240.52 \$ 和 261.88 \$。与平均分配方案相比, 全局最优调度方案和局部最优调度方案的总成本分别降低了 9.40% 和 8.16%。图 5 所示为三种调度方案中各时段充放电负荷与总负荷的变化。从图 5(a)中

可以看出，全局最优调度方案和局部最优调度方案充电时段需求量更少，放电时段的需求量更多。图 5(b)表示全局最优调度方案和局部最优调度方案可以重塑总负荷分布，全局最优调度方案在时段 1-7 和时段 12-23 将总负荷剖面拉平从而使总成本最小。全局最优调度方案通过求解单个全局调度优化问题，确定各时段 EV 的最优充电功率，从而获得全局最小总成本。而局部最优调度通过解决不同组合内  $i$  时段的最优充放电功率，从而获得局部最优成本。局部调度优化问题是基于局部知识，全局调度优化问题是基于全局知识。因此，局部最优调度方案的总成本接近全局最优调度方案的总成本，但大于全局最优调度方案总成本。

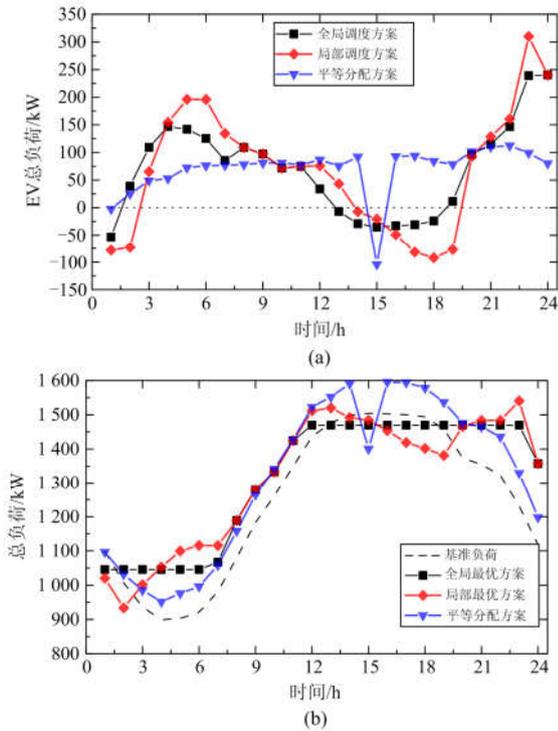


图 5 不同方案下负荷变化情况

Fig. 5 Load variation under different scheduling methods

### 3.2.2 EV 个体评估

图 6 表示随机选取 EV<sub>a</sub> 的充放电调度情况，EV<sub>a</sub> 的充电时段为 16-24。如图 6(b)所示，平等分配方案中电池在时段 16 进行放电操作，在时段 17-24 进行充电操作，充电或放电功率恒定。全局最优调度和局部最优调度通过求解各自目标函数达到成本最小，从而使得不同时段的充放电功率不同。图 6(a)显示出三种优化方案使得 EV<sub>a</sub> 的最终能量相同。

在充电站桩时，每辆 EV 可以决定是否向网侧放电。因此，本文将 EV 分为仅充电的 EV 集合  $M^C$  和进行充放电的 EV 集合  $M^{V2G}$ 。为了研究不同类型

EV 数量对总成本的影响，本文定义  $\xi$  系数表示在所有 EV 中集合  $M^{V2G}$  内 EV 数量占比。图 7 表示在不同  $\xi$  水平下 EV 总成本的变化情况，结果表明随着可进行充放电的 EV 数量的增加，总成本逐渐减少。

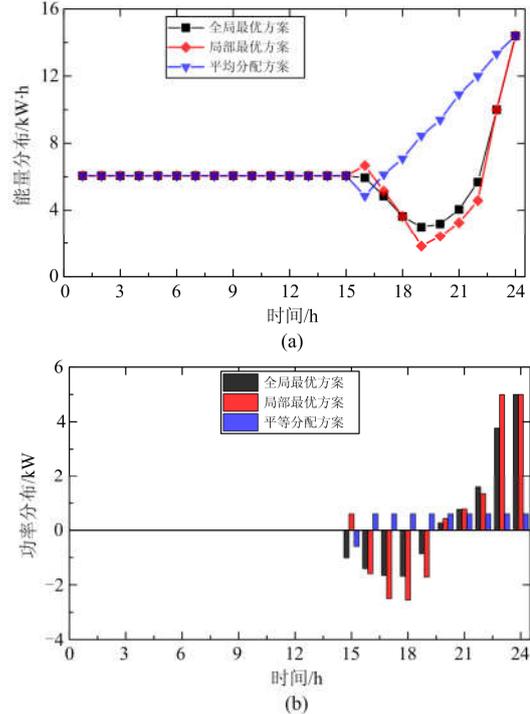


图 6 电动汽车 a 能量和充电功率的变化

Fig. 6 Variation of energy and charging power of EV<sub>a</sub>

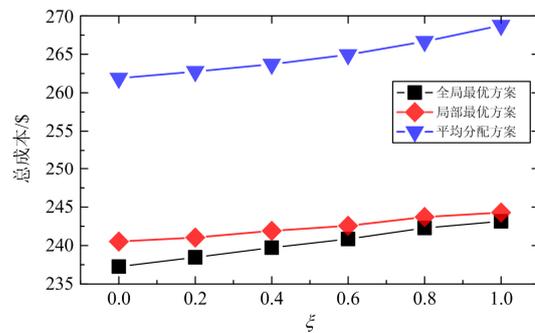


图 7 不同  $\xi$  下总成本变化情况

Fig. 7 Variation of total cost under different  $\xi$  parameters

### 3.2.3 不同组合尺寸评估

在局部最优调度方案中，局部控制器以一种独立、分布的方式调度局部组合中的 EV。本文定义组合尺寸表征每个组合内 EV 的数量，图 8 显示不同组合尺寸下优化程度，组合尺寸对局部最优调度结果影响较大。EV 的总数固定在 200 辆。组合规模越大，组内的 EV 数量越少。局部最优调度方案基于局部知识信息确定该组内的 EV 的  $i$  时段最优充放电功率。图 8(a)表示组合尺寸越大，在本地控

制器上可以获得的本地知识信息越多, 因此优化后的总成本越低。当 EV 分为 200 组(组合尺寸为 1), 由于局部控制器的局部知识信息最少, 在优化最优充放电功率时导致总成本最高; 当 EV 分为 1 组(组合尺寸为 200), 局部控制器可以获得所有 EV 信息, 此时优化的总成本最低。如果考虑局部控制器的安装成本, 则组数较大的情况下, 安装成本较高。然而, 在组数较少的情况下, 每个局部控制器需要在更大的区域内控制更多 EV, 从而导致局部控制器与组内 EV 之间的数据通信成本更高。由图 8(b)知, 当组合尺寸增加到 200 时, 局部最优调度方案的总负载分布与全局最优调度方案的总负载分布更接近。图 8(c)表示在 EV 不同尺寸下, 局部最优模型与全局最优模型优化时间对比。全局模型优化时间为 80.323 s, 均高于局部最优模型的优化时间。局

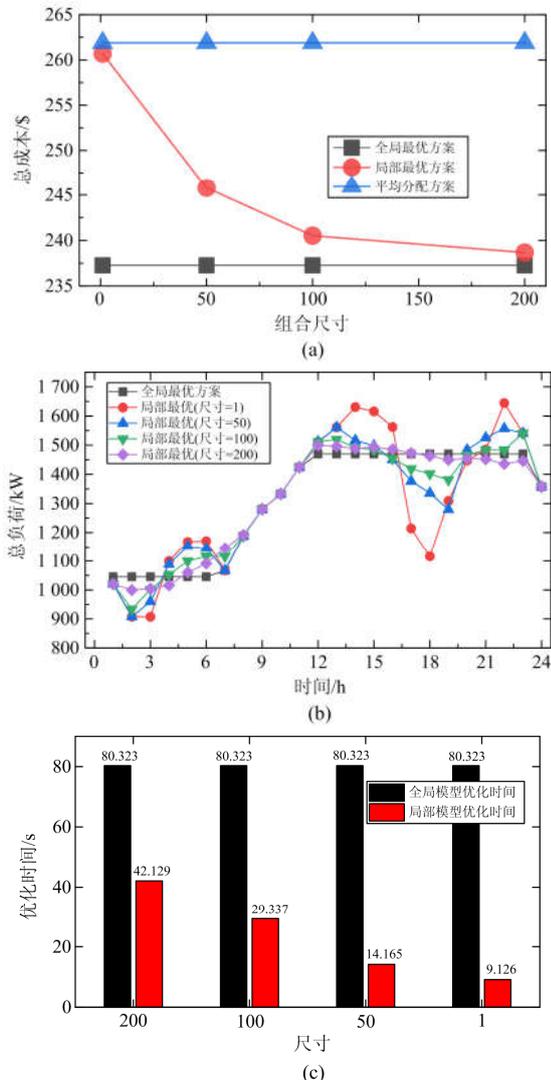


图 8 不同组合尺寸下性能评估

Fig. 8 Performance evaluation under different group sizes

部最优模型的优化时间随着分组数量的增加而减少。1 组(组合尺寸为 200)时, 局部最优模型是全局最优模型优化时间的 51.26%; 200 组(组合尺寸为 1)时, 局部最优模型是全局最优模型优化时间的 11.36%。

图 9 显示了负荷预测误差对局部最优调度方案的影响。在负荷预测的相似日法中, 预测误差取决于所选相似日的负荷。本文选取三组相似日集合, 分别使用不同的集合预测未来时刻的基准负荷。四组集合的平均相对误差分别为 0(实际基准负荷)、0.023、0.040 和 0.089。平均相对误差最小时, 局部最优调度达到最小的成本。当预测误差趋近于 0 时, 局部最优调度方案的总成本趋近于全局最优调度方案的总成本。在相对误差为 0 和组合尺寸为 200 的情况下, 局部最优调度方案的总成本为 238.28 \$, 高于全局最优调度总成本(237.26 \$) 0.42%。

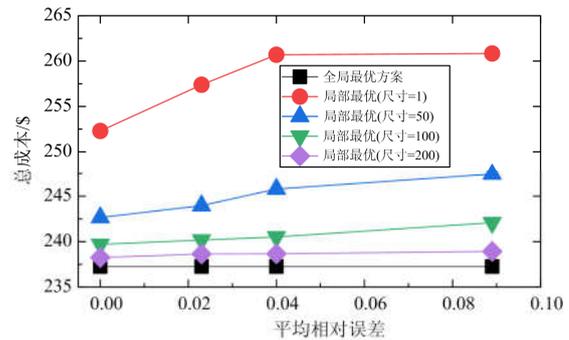
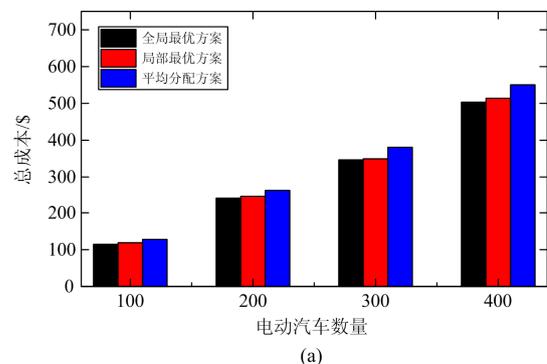


图 9 不同预测误差下总成本变化

Fig. 9 Variation of total cost with different load forecasting errors

### 3.2.4 不同规模评估

在默认模拟设置中, EV 数设置为 200 辆。在图 10 中, 将 EV 的数量从 100 辆改变到 400 辆, 然后比较总成本和总负载。所有 EV 都要求在充电结束时达到电池容量的 90%。更多的 EV 意味着需要更多的能量来充满电池, 从而导致更高的总成本。在不同的 EV 数量下, 全局最优调度方案的成本最低。如图 10(a)所示, 在不同 EV 数量情况下, 局



(a)

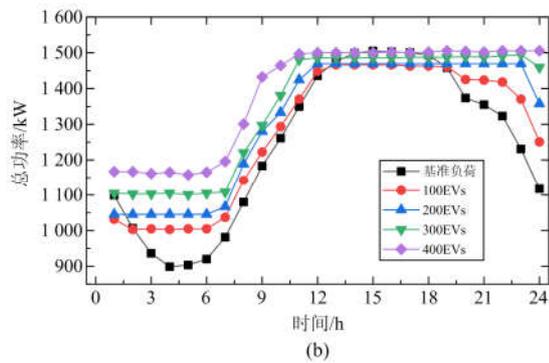


图 10 不同规模下性能评估

Fig. 10 Performance evaluation under different number of EVs

最优调度方案的调度效果优于平均分配方案，且与全局最优调度方案的调度效果非常接近。图 10(b)为全局最优调度方案下基准负荷与不同 EV 数量的总负荷的比较。如图 10(b)所示，EV 数量越多，总负荷曲线分布越平坦。

#### 4 结论

本文建立了含电池损耗成本的电动汽车最优充放电调度策略模型。通过对全局最优与局部最优问题中充放电功率的求解表明，相对于全局最优的调度问题复杂的假设条件，局部最优调度问题具有更高的实用性和可操作性。独立、分布式的局部调度方案对当前处于操作状态的电动汽车组进行优化，最大限度降低组合内电动汽车的成本，进而降低总成本。该方法不仅可扩展到较大的电动汽车群体，而且对电动汽车动态到达特性具有一定的适应性，可以重塑负荷剖面。

#### 参考文献

- [1] 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.
- [2] 高赐威, 张亮. 电动汽车充电对电网影响的综述[J]. 电网技术, 2011, 35(2): 127-131.  
GAO Ciwei, ZHANG Liang. A survey of influence of electric vehicle charging on power grid[J]. Power System Technology, 2011, 35(2): 127-131.
- [3] MA Z, CALLAWAY D, HISKENS I. Decentralized charging control for large populations of plug-in electric vehicles: application of the Nash certainty equivalence principle[C] // 49th IEEE Conference on Decision and Control, Atlanta, GA, 2010: 206-212.
- [4] CHEN X, LEUNG K C, LAM A Y S, et al. Online scheduling for hierarchical vehicle-to-grid system: design, formulation, and algorithm[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(2): 1302-1317.
- [5] 肖浩, 裴玮, 孔力. 含大规模电动汽车接入的主动配电网多目标优化调度方法[J]. 电工技术学报, 2017, 32(增刊 2): 183-193.  
XIAO Hao, PEI Wei, KONG Li. Multi-objective optimization scheduling method for active distribution network with large scale electric vehicles[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2017, 32(S2): 183-193.
- [6] CAO Y, WANG T, KAIEATTYA O, et al. An EV charging management system concerning drivers' trip duration and mobility uncertainty[J]. IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics Systems, 2018, 48(4): 596-607.
- [7] 武小梅, 谢旭泉, 林翔, 等. 电动汽车提供备用服务的地区电力市场模型[J]. 电力系统自动化, 2016, 40(24): 71-76.  
WU Xiaomei, XIE Xuquan, LIN Xiang, et al. Local electricity market model considering reserve service provided by electric vehicles[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(24): 71-76.
- [8] 杨晓东, 张有兵, 赵波, 等. 供需两侧协同优化的电动汽车充放电自动需求响应方法[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(1): 120-129.  
YANG Xiaodong, ZHANG Youbing, ZHAO Bo, et al. Automated demand response method for electric vehicles charging and discharging to achieve supply-demand coordinated optimization[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(1): 120-129.
- [9] 王冉, 王丹, 贾宏杰, 等. 基于参数序列化技术的电动汽车集群响应控制策略[J]. 电力系统自动化, 2015, 39(20): 47-53.  
WANG Ran, WANG Dan, JIA Hongjie, et al. A control strategy for electric vehicle cluster response based on parameter serialization technique[J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(20): 47-53.
- [10] LIU Junyong, GAO Hongjun, MA Zhao, et al. Review and prospect of active distribution system planning[J]. Journal Modern Power and Clean Energy, 2015, 3(4): 457-467.
- [11] WEI Fanrong, YU Mengpi, BO Zhiqian, et al. Substation area joint defensive protection strategy based on distributed cooperative all-in-one drive[J]. Journal Modern Power and Clean Energy, 2016, 4(3): 1-11.
- [12] 程杉, 王贤宁, 冯毅焜. 电动汽车充电站有序充电调度的分散式优化[J]. 电力系统自动化, 2018, 42(1): 39-46.

- CHENG Shan, WANG Xianning, FENG Yichen. Decentralized optimization of ordered charging scheduling in electric vehicle charging station[J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(1): 39-46.
- [13] LEOU R. Optimal charging/discharging control for electric vehicles considering power system constraints and operation costs[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2016, 31(3): 1854-1860.
- [14] 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.
- [15] 王岱, 管晓宏, 吴江, 等. 基于车辆行驶行为特性建模的电动汽车充放电策略与分析[J]. 电网技术, 2014, 38(9): 2322-2327.
- WANG Dai, GUAN Xiaohong, WU Jiang, et al. Vehicle driving pattern based modeling and analysis of centralized charging/discharging strategy for plug-in electric vehicles[J]. Power System Technology, 2014, 38(9): 2322-2327.
- [16] 于娜, 于飞, 黄大为, 等. 基于多代理系统的电动汽车充放电分布式协同调度策略[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(5): 1-9.
- YU Na, YU Fei, HUANG Dawei, et al. Multi-agent system based charging and discharging of electric vehicles distributed coordination dispatch strategy[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(5): 1-9.
- [17] 潘振宁, 张孝顺, 余涛, 等. 大规模电动汽车集群分层实时优化调度[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(16): 102-110.
- PAN Zhenning, ZHANG Xiaoshun, YU Tao, et al. Hierarchical real-time optimized dispatching for large-scale clusters of electric vehicles[J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(16): 102-110.
- [18] XING Hao, FU Minyue, LIN Zhiyun, et al. Decentralized optimal scheduling for charging and discharging of plug-In electric vehicles in smart grids[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2016, 31(5): 4118-4127.
- [19] 严俊, 严凤. 峰谷分时电价背景下的居民电动汽车有序充放电策略[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(15): 127-134.
- YAN Jun, YAN Feng. An orderly charging and discharging strategy for residential electric vehicles based on peak-valley electricity tariffs[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(15): 127-134.
- [20] 麻秀范, 王超, 洪潇, 等. 基于实时电价的电动汽车充放电优化策略和经济调度模型[J]. 电工技术学报, 2016, 31(1): 190-202.
- MA Xiufan, WANG Chao, HONG Xiao, et al. Optimal scheduling of charging and discharging of electric vehicle based on real time price and economic dispatch model[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2016, 31(1): 190-202.
- [21] BOYD S, VANDENBERGHE L, FAYBUSOVICH L. Convex optimization[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2006, 51(11): 1859-1859.
- [22] GULER O. Hyperbolic polynomials and interior point methods for convex programming[J]. Mathematics of Operations Research, 1997, 22(2): 350-377.
- [23] LI Xiao'en, WANG Ningling, WANG Ligang, et al. Identification of optimal operating strategy of direct air-cooling condenser for ranking cycle based power plants[J]. Applied Energy, 2018, 209: 153-166.
- [24] MANDAL P, SENJYU T, URASAKI N, et al. A neural network based several-hour-ahead electric load forecasting using similar days approach[J]. International Journal of Electrical Power and Energy Systems, 2006, 28(6): 367-373.

收稿日期: 2019-04-12; 修回日期: 2019-07-14

张虹(1973—), 女, 通信作者, 博士后, 副教授, 研究方向为电力系统稳定与控制、新能源并网技术; E-mail: jdlzh2000@126.com

申鑫(1994—), 男, 硕士研究生, 研究方向为电动汽车智能调度、需求响应。E-mail: ShenXin2015@126.com

(编辑 魏小丽)