



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 111428946 A

(43)申请公布日 2020.07.17

(21)申请号 202010351998.5

B60L 53/67(2019.01)

(22)申请日 2020.04.28

(71)申请人 三峡大学

地址 443002 湖北省宜昌市西陵区大学路8号

(72)发明人 程杉 赵子凯 魏昭彬 王瑞 汪业乔

(74)专利代理机构 宜昌市三峡专利事务所 42103

代理人 吴思高

(51)Int.Cl.

G06Q 10/04(2012.01)

G06Q 10/06(2012.01)

G06Q 50/06(2012.01)

H02J 3/32(2006.01)

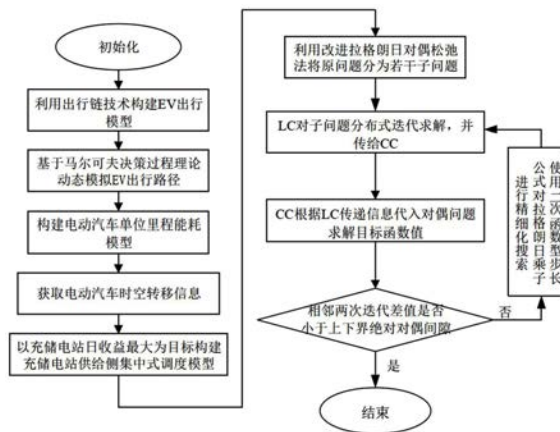
权利要求书6页 说明书8页 附图3页

(54)发明名称

一种充储电站供给侧分散式优化调度方法

(57)摘要

一种充储电站供给侧分散式优化调度方法,首先,根据出行链和马尔科夫决策理论,建立考虑出行路径随机性的电动汽车时空转移模型及其在不同温度、交通路况下的单位里程能耗量;其次考虑电动汽车充放电约束、充储电站和配电网运行约束,以充储电站收益最大化为目标函数的充储电站供给侧优化数学模型;然后基于改进拉格朗日对偶松弛法,提出了该模型的分散式优化求解方法。本发明方法即使在高温和拥堵情况下仍能缓解充储电站供电压力,并且计算效率得到大幅提升。



1. 一种充储电站供给侧分散式优化调度方法,其特征在於:首先,构建简单和复杂出行链,利用蒙特卡洛方法随机生成EV行程起讫点和出行开始时间;然后,采用马尔可夫决策理论模拟EV车主行驶路线,计及不同温度、不同道路等级交通实况对EV能耗的影响,计算EV到达各充储电站的时间、荷电状态SOC和停驻时长;最后基于分段变步长拉格朗日对偶松弛法对EV和站内储能电池(Battery Energy Storage, BES)的有序充放电进行协调优化调度,并对比分析充储电站在不同调度策略、不同出行路径、高温、拥堵情况下的负荷优化效果和计算效率。

2. 一种充储电站供给侧分散式优化调度方法,其特征在於包括以下步骤:

步骤1:将电动汽车EV按照出行需求的不同,构建出行目的单一出行链和多种类型的出行目的构成的混合出行链;

步骤2:利用马尔可夫决策过程理论,建立电动汽车EV出行空间模型,根据不同的交通情况和所处路段行驶速度,得出电动汽车EV各时刻的空间位置;

步骤3:考虑对电动汽车EV交通能耗关键的两个因素:行驶速度和实际温度,建立单位里程能耗模型;

步骤4:通过步骤3,得到电动汽车EV到达每个充储电站时剩余电量,通过判断其期望SOC值,确定是否充电和在充储电站停驻时间;

步骤5:在充储电站侧以充储电站每日收益为最大为目标函数,对其进行集中式优化;

步骤6:将原问题分解为多个子问题并进行求解,根据拉格朗日对偶松弛法原理,构造拉格朗日松弛函数,将传统的拉格朗日对偶松弛法(Lagrange Dual Relaxation Method, LDRM)中的迭代步长因子进行分段处理,得到改进拉格朗日对偶松弛法(Improved Lagrange Dual Relaxation Method, ILDRM)进行迭代求解,直到满足精度;

步骤7:在原有的分散式调度的基础上,加入惩罚约束进行充储电站供给侧分散式调度优化,达到缓解其通信压力的结果。

3. 根据权利要求2所述一种充储电站供给侧分散式优化调度方法,其特征在於:所述步骤1中,考虑电动汽车EV出行实际的出行方式多样性,建立以出行目的为目标的两种出行链模型:

将电动汽车EV出行需求分为五种类型:回家H、工作W、购物用餐SE、社交休闲SR和其他事务O,这些出行类型的起讫点和途径地,均是电动汽车EV与充储电站进行能量交互的场所;

出行链包括两种模式:①、出行目的单一的出行链,即:H-W、H-SR/SE/O和W-SR/SE/O;②、多种类型的出行目的构成的混合出行链,即行程起点、途径地、行程终点分别涉及H、W、SR/SE/SO三种场所类型;

每段行程的开始时刻 $t_s$ 服从正态概率分布,其概率密度函数为:

$$f(t_s) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(t_s - \mu)^2}{2\sigma^2}}$$

式中, $\mu$ 和 $\sigma$ 代表 $t_s$ 的均值和方差。

4. 根据权利要求2所述一种充储电站供给侧分散式优化调度方法,其特征在於:所述步骤2中,将电动汽车EV在行驶过程中可能经过的所有节点视为状态集S;电动汽车EV到达各

节点的所有时刻视为决策时刻集T;电动汽车EV在所有决策时刻做出的路径决策所组成的集合视为行动集A;EV在行驶过程中每段路径的行驶时间视为报酬R;

以n+1节点区域为例:当EV处于节点1时,与节点1有物理连接的分别有节点2,3,⋯,n,n+1;则 $S = \{2, \dots, n-1, n, n+1\}$ ,  $A = \{d_1, d_2, \dots, d_{n-1}, d_n\}$ ;  $R(r) = L_r/v_r |_{r=2, \dots, n, n+1}$ ;  $L_r, v_r$ 分别为节点1到节点r之间路径的距离和行驶速度;在实际行驶中,最短行驶时间对应的路径被选择概率往往最大,设该路径的选择概率为 $P_{st} |_{st=2, \dots, n}$ ,则EV从节点1转移至节点r的概率 $p(r | 1, d_r)$ 为:

$$\begin{cases} p_{temp}(r | 1, d_r) = 1 & n = 2 \\ p_{temp}(r | 1, d_r) = \frac{\sum_{k=1}^n \frac{L_k}{v_k} - \frac{L_r}{v_r}}{(n-2) \sum_{k=1}^n \frac{L_k}{v_k}} & n \geq 3 \\ p_{smax} = \max(p_{temp}(r | 1, d_r)) & \end{cases};$$

$$\begin{cases} p(r | 1, d_r) = 1 & n = 2 \\ p(r | 1, d_r) = \frac{(1-P_{st})L_r / v_r}{1 - p_{smax}} & n \geq 3, r \neq st \end{cases};$$

将 $p(r | 1, d_r)$ 累加分段处理,并引入随机概率系数 $\beta$ 体现路径决策的随机性;每个分段点的概率为:

$$p_r = \sum_{k=1}^r p(k | 1, d_k)$$

将 $p(r | 1, d_r)$ 累加分段后,可以得到:

$$p(r | 1, d_r) = p_r - p_{r-1}$$

若 $p_{r-1} < \beta \leq p_r$ ,则EV从1节点向第r节点转移;

可见,EV可随机选择出行路径至行程终点,且不同的交通情况会产生不同的路径决策,再根据EV所处路段的行驶速度得出EV各时刻的空间位置。

5. 根据权利要求2所述一种充储电站供给侧分散式优化调度方法,其特征在于:所述步骤3中,EV交通能耗量往往取决于使用寿命、行驶速度 $v$ 、实际温度 $d$ 、电池能量管理系统效率;

城市道路被分为4种等级,即快速路 $ks$ 、主干路 $zg$ 、次干路 $cg$ 、支路 $z$ ,则EV在等级为1的道路上的单位里程能耗量 $E_l$ 为:

$$E_l = \begin{cases} -0.004v + 0.247 + 1.52/v & l = ks \\ 0.004v - 0.179 + 5.492/v & l = zg \\ -0.001v + 0.21 + 1.531/v & l = cg \\ -0.002v + 0.208 + 1.553/v & l = z \end{cases};$$

不同温度下,EV空调开启率 $D_{on}$ 表示为:

$$D_{on} = q_1 d^3 + q_2 d^2 + q_3 d + b_1;$$

式中, $q_1 \sim q_3$ 和 $b_1$ 为拟合参数;

EV在不同温度开启空调后产生的单位里程能耗与空调关闭条件下能耗之比 $D_{rate}$ 为:

$$D_{rate} = q_4 (d + b_2)^2 + b_3$$

式中,  $q_4$ 和 $b_2$ 、 $b_3$ 为拟合参数;

综上,单位里程能耗量表示为:

$$E(t,x) = \begin{cases} E_l(t,v(t,z))D_{rate}(t) & 0 < D_{on} \leq 1 \\ E_l(t,v(t,z)) & D_{on} = 0 \end{cases}。$$

6. 根据权利要求2所述一种充储电站供给侧分散式优化调度方法,其特征在于:所述步骤4中,通过交通能耗模型和温度能耗模型,能够得到EV到达每个充储电站时的剩余电量,若该电量不足以支撑EV到达下一个目的地,则选择在此刻到达的充储电站停驻以进行充放电行为,直到EV达到期望SOC;

EV在不同充电区域的停驻时长 $t_{park}$ 基本符合指数分布,其概率密度函数为:

$$f(t_{park}) = \begin{cases} \frac{1}{\theta} e^{-\frac{t_{park}}{\theta}} & t_{park} \geq 0 \\ 0 & t_{park} < 0 \end{cases};$$

式中, $\theta$ 为指数分布的基本参数;

根据上式利用蒙特卡洛法,抽取EV在充储电站的停驻时长,且需要满足:

$$\frac{soc_{exp,i}^{EV} - soc_{s,i}^{EV}}{P_{ch}^{EV}} \leq t_{park,i}$$

式中, $soc_{s,i}^{EV}/soc_{exp,i}^{EV}$ 表示第*i*辆EV到达/离开充储电站时的SOC; $P_{ch}^{EV}$ 为EV额定充电功率。

7. 根据权利要求2所述一种充储电站供给侧分散式优化调度方法,其特征在于:所述步骤5中,充储电站内设置有中心控制器(Center Controller,CC),CC收集EV的接入时间 $T_{c,i}$ 、离开时间 $T_{l,i}$ 、初始SOC和BES每时刻的SOC,制定和控制EV和BES的充放电计划;

以充储电站每日收益F最大为目标函数:

$$\text{Max}_{\sigma_i^j, \eta_i^j, \mu^j, \nu^j} F = \Delta T \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J (P_{ch}^{EV} \chi_i^j c_{ch}^{sell} - P_d^{EV} \eta_i^j c_d^{buy}) - P_g^j c^{buy}$$

式中, $I$ 为接入该充储电站的EV总数, $J$ 为总调度时段数, $P_{ch}^{EV}$ 、 $P_d^{EV}$ 分别为充储电站的恒定充、放电功率, $\chi_i^j$ 、 $\eta_i^j$ 分别为第*i*辆EV在*j*时刻的充、放电状态, $\Delta T$ 为EV和BES的单位时间控制周期, $c_{ch}^{sell}$ 、 $c_d^{buy}$ 、 $c^{buy}$ 分别为EV充、放电电价和充储电站购电电价, $P_g^j$ 为*j*时刻充储电站购电功率;

1) EV期望SOC约束:

$$soc_{exp,i}^{EV} C^{EV} \leq \Delta T \left( \sum_{j=1}^J P_{ch}^{EV} \chi_i^j - P_d^{EV} \eta_i^j \right) + soc_{s,i}^{EV} C_c \leq soc_{max}^{EV} C^{EV}$$

式中, $soc_{max}^{EV}$ 为第*i*辆EV的SOC上限, $C^{EV}$ 为EV电池容量;

2) EV荷电状态上下限约束:

$$soc_{min}^{EV} C^{EV} \leq soc_{s,i}^{EV} C^{EV} + \left( \sum_{j=1}^{J_{Now}} (P_{ch}^{EV} \chi_i^j - P_d^{EV} \eta_i^j) \Delta T \right) \leq soc_{max}^{EV} C^{EV}$$

式中, $soc_{min}^{EV}$ 为EV允许的最小SOC, $J_{Now}$ 为当前时刻;

3) 调度时间约束:

对EV实际调度时段作出以下处理:EV开始调度时间为接入电站时间所处时间段末;EV结束调度时间为离开电站时间所处时间段的上一时间段末;即:

$$J_{c,i} = \left\lfloor \frac{T_{c,i}}{\Delta T} \right\rfloor \quad J_{l,i} = \left\lceil \frac{T_{l,i}}{\Delta T} \right\rceil;$$

式中, $\lfloor \cdot \rfloor$ 和 $\lceil \cdot \rceil$ 分别表示向下和向上取整符号, $J_{c,i}$ 、 $J_{l,i}$ 分别为EV接入电站、离开电站时间所在的时段;

于是有:

$$\chi_j^i = 0;$$

$$\eta_j^i = 0;$$

式中, $j=1,2,\dots,T_{c,i},T_{l,i}+1,\dots,J$ ,即在可控制时间段外EV都无法充放电;

4) 充放电状态约束:

$$\chi_j^i + \eta_j^i \leq 1$$

式中, $j=T_{c,i}+1,T_{c,i}+2,\dots,T_{l,i}$ ,即在同一时刻,EV不能发生同时充放电行为;

5) 储能电池SOC上下限约束:

$$soc_{\min}^{BES} C_{bat} \leq soc_s^{BES} C^{BES} + \sum_{j=1}^{J_{Now}} P_c^{BES} \mu^j \Delta T - \sum_{j=1}^{J_{Now}} P_d^{BES} v^j \Delta T \leq soc_{\max}^{BES} C^{BES};$$

式中, $soc_{\min}^{BES}$ 和 $soc_{\max}^{BES}$ 分别为BES允许的最低和最高SOC, $soc_s^{BES}$ 为BES参与调度起始时刻的SOC, $C^{BES}$ 为BES的电池容量, $P_{ch}^{BES}$ 、 $P_d^{BES}$ 分别为BES的恒定充、放电功率, $\mu^j$ 和 $v^j$ 分别为BES的充、放电状态;

6) BES充放电状态约束:

$$\mu^j + v^j \leq 1;$$

7) 充储电站购电约束:

$$\sum_{i=1}^I P_{ch}^{EV} \chi_i^j - \sum_{i=1}^I P_d^{BEV} \eta_i^j + P_{ch}^{BES} \mu^j - P_d^{BES} v^j = P_g^j;$$

8) 配电网负荷约束:

$$L_{0,j} + P_g^j < P_M$$

式中, $L_{0,j}$ 为第j时段配电网的基础负荷, $P_M$ 为配电网负荷上限。

8. 根据权利要求2所述一种充储电站供给侧分散式优化调度方法,其特征在于:所述步骤6中,将集中式优化问题分解为N个子问题并行求解,则子问题的目标函数之和即为原问题所求值;

原问题的集中式模型表示为:

$$\min g(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^N g_i(\mathbf{x}_i)$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} O_i(\mathbf{x}_i) \geq \mathbf{0} & \textcircled{1} \\ U_i(\mathbf{x}_i) = \mathbf{0} & \textcircled{2} \\ W(\mathbf{x}) \geq \mathbf{0} & \textcircled{3} \end{cases}$$

式中,  $g(x)$  表示原问题的目标函数;  $g_i(x)$  表示第  $i$  个子问题的目标函数;  $x = (x_1, x_2, \dots, x_N)^T$ ; 约束条件①和②分别表示第  $i$  个子问题内部变量的不等式约束和等式约束; 约束条件③表示原问题中子问题之间有耦合关系的不等式约束;

根据拉格朗日对偶松弛法 (Lagrange Dual Relaxation Method, LDRM) 原理, 将耦合约束③乘以拉格朗日乘子松弛到原问题的目标函数中, 构造拉格朗日松弛函数  $L(x, \zeta)$ , 具体可表示为:

$$L(x, \zeta) = g(x) - \zeta W(x);$$

式中,  $\zeta$  表示拉格朗日乘子,  $\zeta = (\zeta_1, \zeta_2, \dots, \zeta_N) > 0$ ;

于是, 原问题可等效为:

$$\min_x (\max_{\zeta} L(x, \zeta))$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} O(x) \geq 0 \\ U(x) = 0 \end{cases};$$

则原问题的对偶问题为:

$$\max_{\zeta} \varphi(\zeta) = \max_{\zeta} (\min_x L(x, \zeta));$$

由上式可见, 约束条件中已不含子问题间的耦合关系, 将该等效模型分解为  $N$  个子问题:

$$\min g_i(x_i) - \zeta_i W(x'_1, x'_2, \dots, x_i, \dots, x'_N)$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} O_i(x_i) \geq 0 \\ U_i(x_i) = 0 \end{cases};$$

将等效模型分解后, 根据  $\zeta$  并行计算各子问题的内部变量  $x_i$ , 并判断是否满足原问题中的耦合约束; 若不满足, 更新  $\zeta$  重新计算, 直到得到满足耦合约束的全局最优结果;

采用次梯度法对  $\zeta$  更新迭代:

$$\zeta^{(m+1)} = \zeta^{(m)} + a^{(m)} \frac{\mathbf{s}^{(m)}}{\|\mathbf{s}^{(m)}\|^1};$$

式中,  $m$  为迭代次数,  $a^{(m)}$  为迭代步长且满足下式,  $\|\mathbf{s}^{(m)}\|^1$  为  $\mathbf{s}^{(m)}$  的 1 范数,  $\mathbf{s}^{(m)}$  是一个列向量:

$$\mathbf{s}^{(m)} = \begin{bmatrix} W(x_1^{(m)}, x_2^{(m)}, \dots, x_N^{(m)}) \\ W(x_1^{(m)}, x_2^{(m)}, \dots, x_N^{(m)}) \\ \vdots \\ W(x_1^{(m)}, x_2^{(m)}, \dots, x_N^{(m)}) \end{bmatrix};$$

$$\begin{cases} \lim_{m \rightarrow \infty} a^{(m)} = 0 \\ \sum_{m=1}^{\infty} a^{(m)} = \infty \end{cases};$$

如上式所示, 将传统 LDRM 中迭代步长因子进行分段处理, 得到改进拉格朗日对偶松弛法 (Improved Lagrange Dual Relaxation Method, ILDRM): 在迭代初期, 使用传统一次函数型步长公式, 加快收敛速度, 并跟踪下界函数值在相邻两次迭代中的差值  $\Delta \varepsilon$  和上界与下

界的绝对对偶间隙 $\tau$ ;当 $\Delta \varepsilon$ 小于 $\tau$ 时,保持一次函数型步长公式不变;反之,则对步长公式进行分段,使用二次函数型步长公式进行精细化搜索,直到上下界对偶间隙满足精度要求;

$$\begin{cases} a^m = \frac{1}{A + Bm} & \Delta \varepsilon < \tau \\ a^m = \frac{1}{C + Dm + Em^2} & \Delta \varepsilon \geq \tau \end{cases};$$

式中,A,B,C,D,E为正常数;

$$\tau = |g(x^0) - \varphi(\zeta^0)|;$$

式中, $x^0$ 和 $\zeta^0$ 代表原问题和对偶问题的可行解;

若 $\tau$ 满足精度要求,即 $\tau < \delta$ , $\delta$ 是一个很小的数,则认为算法收敛。

9.根据权利要求2所述一种充储电站供给侧分散式优化调度方法,其特征在于:所述步骤7中,在充储电站供给侧的集中式优化模型的基础分解协调求解,即将配电网负荷约束以惩罚项的形式加入到原目标函数中,并进行简化;

得到原问题的拉格朗日松弛问题:

$$\begin{aligned} L(\chi_i^j, \eta_i^j, \mu^j, v^j, \zeta_j) &= \sum_{j=1}^J \zeta_j (L_{0,j} - P_M) + \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^J P_{ch}^{EV} \chi_i^j [\Delta T (c^{buy} - c_{ch}^{sell}) + \zeta_j] + \\ &\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^J P_d^{EV} \eta_i^j [\Delta T (c^{buy} + c_d^{buy}) - \zeta_j] + \sum_{j=1}^J P_{ch}^{BES} \mu^j (c^{buy} \Delta T + \zeta_j) - \sum_{j=1}^J P_d^{BES} v^j (c^{buy} \Delta T + \zeta_j) \end{aligned}$$

可见,继而可以分解为N个子问题:

$$\begin{aligned} \min L(\chi_i^j, \eta_i^j, \mu^j, v^j, \zeta_j) &= \sum_{j=J_{con,i}}^{J_{i,j}} (P_{ch}^{EV} \chi_i^j (\Delta T (c^{buy} - c_{ch}^{sell}) + \zeta_j) + P_d^{EV} \eta_i^j [\Delta T (c^{buy} + c_d^{buy}) - \zeta_j]) + \\ &\sum_{j=1}^J (P_{ch}^{BES} \mu^j (c^{buy} \Delta T + \zeta_j) - P_d^{BES} v^j (c^{buy} \Delta T + \zeta_j) + \zeta_j (L_{0,j} - P_M)) / N \end{aligned}$$

由上式可见,由于消去了耦合约束,各子问题可以单独求解;然后,再通过更新 $\zeta$ 来实现各辆EV之间的参数协调及修正;当 $\tau < \delta$ ,则问题收敛,该可行解即为最优解;

首先,CC将当前调度时刻的购售电价和拉格朗日乘子初值 $\zeta_0$ 传递给LC,LC优化求解上式得到各EV和BES的充放电方案,并反馈给CC;CC将更新后的 $\zeta$ 及购售电价再次传至LC,LC据此重新优化求解上式,循环,直到满足 $\tau < \delta$ 。

## 一种充储电站供给侧分散式优化调度方法

### 技术领域

[0001] 本发明涉及充电站和储能电站的协调充放电技术领域,具体涉及一种充储电站供给侧分散式优化调度方法。

### 背景技术

[0002] 预计在2030年全球电动汽车(electric vehicle, EV)数量将高达2.2亿辆。然而,大规模EV在时空双重维度上的随机并网和无序充电可能造成电力系统堵塞、负荷峰谷差增大、电网可靠性降低等问题。因此,考虑EV出行路径随机性建立科学合理的充放电负荷时空分布预测模型,并据此对充储电站供给侧提出有效的优化计算及决策方法,具有重要的理论价值和现实意义。综合来看,目前对EV时空分布的研究存在两个问题:一是对EV实际出行路径模拟、温度、交通路况等多个因素计量不够精确,二是EV时空分布主要应用于其充电负荷预测,鲜有文献考虑V2G行为对EV充电负荷的影响,并据此对充电站和储能电站的协调充放电提出相应优化调度方法。在未考虑EV时空分布的背景下, EV优化调度主要采用集中式控制方法。对EV充放电进行集中调度控制,在用户收益和供电侧负荷波动平抑方面取得显著效果。然而,随着EV规模不断扩大,集中式调度将会面临“维数灾”。为此,分散式优化控制方法被广泛应用。

### 发明内容

[0003] 为了改进上述现有技术存在的不足,计及EV出行路径随机性,本发明提供一种充储电站供给侧分散式优化调度方法,可以在高温和拥堵情况下仍能缓解充储电站供电压力,并且计算效率得到大幅提升。

[0004] 本发明采取的技术方案为:

[0005] 一种充储电站供给侧分散式优化调度方法,首先,构建简单和复杂出行链,利用蒙特卡洛方法随机生成EV行程起讫点和出行开始时间;然后,采用马尔可夫决策理论模拟EV车主行驶路线,计及不同温度、不同道路等级交通实况对EV能耗的影响,计算EV到达各充储电站的时间、荷电状态(State of Charge, SOC)和停驻时长;最后基于分段变步长拉格朗日对偶松弛法对EV和站内储能电池(Battery Energy Storage, BES)的有序充放电进行协调优化调度,并对比分析充储电站在不同调度策略、不同出行路径、高温、拥堵情况下的负荷优化效果和计算效率。

[0006] 一种充储电站供给侧分散式优化调度方法,包括以下步骤:

[0007] 步骤1:将电动汽车EV按照出行需求的不同,构建出行目的单一出行链和多种类型的出行目的构成的混合出行链;

[0008] 步骤2:利用马尔可夫决策过程理论,建立电动汽车EV出行空间模型,根据不同的交通情况和所处路段行驶速度,得出电动汽车EV各时刻的空间位置;

[0009] 步骤3:考虑对电动汽车EV交通能耗关键的两个因素:行驶速度和实际温度,建立单位里程能耗模型;



[0010] 步骤4:通过步骤3,得到电动汽车EV到达每个充储电站时剩余电量,通过判断其期望SOC值,确定是否充电和在充储电站停驻时间;

[0011] 步骤5:在充储电站侧以充储电站每日收益为最大为目标函数,对其进行集中式优化;

[0012] 步骤6:将原问题分解为多个子问题并进行求解,根据拉格朗日对偶松弛法原理,构造拉格朗日松弛函数,将传统的拉格朗日对偶松弛法(Lagrange Dual Relaxation Method,LDRM)中的迭代步长因子进行分段处理,得到改进拉格朗日对偶松弛法(Improved Lagrange Dual Relaxation Method,ILDRM)进行迭代求解,直到满足精度;

[0013] 步骤7:在原有的分散式调度的基础上,加入惩罚约束进行充储电站供给侧分散式调度优化,达到缓解其通信压力的结果。

[0014] 本发明一种充储电站供给侧分散式优化调度方法,技术效果如下:

[0015] (1)、本发明利用充储电站内储能电池能够提高站方收益,避免因资源闲置造成的潜在经济损失;

[0016] (2)、本发明提出的基于ILDRM的分散式调度,相对集中式调度而言具有极高的计算效率,并且在LDRM的计算效率基础上得到大幅提升,适合在实时调度中使用;

[0017] (3)、本发明考虑EV出行随机性,能够分散最短路径算法中大规模EV在固定地点充放电而对充储电站造成的负荷压力,更贴合EV空间移动的实际情况。

[0018] (4)、依据本发明提出的针对EV出行随机性的分散式调度方法,可解决环境温度的升高会使EV充放电需求呈现功率幅值的增加;交通拥堵会使EV充放电需求呈现时间维度的迟滞等问题,EV和BES的合理充放电调度能够填平谷时段的电负荷,没有产生新的负荷尖峰,从而缓解充储电站的供电压力。

## 附图说明

[0019] 图1是本发明充储电站供给侧分散式优化流程图。

[0020] 图2是本发明节点转移示意图。

[0021] 图3是本发明转移概率分段示意图。

[0022] 图4是本发明集中式调度框架图。

[0023] 图5是本发明可调度时段示意图。

[0024] 图6是本发明分散式调度框架图。

[0025] 图7是本发明改进算法计算效率对比图。

## 具体实施方式

[0026] 本发明计及EV出行路径随机性,提出了一种基于分段变步长拉格朗日对偶松弛法的充储电站供给侧分散式优化调度方法。首先,构建简单和复杂出行链,利用蒙特卡洛方法随机生成EV行程起讫点和出行开始时间;然后,采用马尔可夫决策理论模拟EV车主行驶路线,计及不同温度、不同道路等级交通实况对EV能耗的影响,计算EV到达各充储电站的时间、荷电状态(State of Charge,SOC)和停驻时长;最后基于分段变步长拉格朗日对偶松弛法对EV和站内储能电池(Battery Energy Storage,BES)的有序充放电进行协调优化调度,并对比分析充储电站在不同调度策略、不同出行路径、高温、拥堵情况下的负荷优化效果和

计算效率。

[0027] 本发明的流程图如图1所示,包括以下步骤:

[0028] 步骤1:将EV按照出行需求的不同,构建出行目的单一出行链和多种类型的出行目的构成的混合出行链。

[0029] 步骤2:利用马尔可夫决策过程理论建立EV的出行空间模型,根据不同的交通情况和所处路段行驶速度得出EV各时刻的空间位置。

[0030] 步骤3:考虑对EV交通能耗关键的两个因素:行驶速度和实际温度,建立单位里程能耗模型。

[0031] 步骤4:通过上一步骤可得到EV到达每个充储电站时剩余电量,通过判断其期望SOC值确定在是否充电和在充储电站停驻时间。

[0032] 步骤5:在充储电站侧以充储电站每日收益为最大为目标函数,对其进行集中式优化。

[0033] 步骤6:将原问题分解为多个子问题并进行求解,根据拉格朗日对偶松弛法原理,构造拉格朗日松弛函数,将传统的拉格朗日对偶松弛法(Lagrange Dual Relaxation Method, LDRM)中的迭代步长因子进行分段处理,得到改进拉格朗日对偶松弛法(Improved Lagrange Dual Relaxation Method, ILDRM)进行迭代求解,直到满足精度。

[0034] 步骤7:在原有的分散式调度的基础上加入惩罚约束进行充储电站供给侧分散式调度优化,达到缓解其通信压力的结果。

[0035] 将EV出行需求分为五种类型:回家(Home, H)、工作(Work, W)、购物用餐(Shopping& Eating, SE)、社交休闲(Social&Recreational, SR)和其他事务(Other Family/Personal Errands, O),这些出行类型的起讫点和途径地均可可是EV与充储电站进行能量交互的场所。本发明的出行链包括两种模式:①出行目的单一的出行链,即:H-W、H-SR/SE/O和W-SR/SE/O;②多种类型的出行目的构成的混合出行链,即行程起点、途径地、行程终点分别涉及H、W、SR/SE/SO三种场所类型。

[0036] 每段行程的开始时刻 $t_s$ 服从正态概率分布,其概率密度函数为:

$$[0037] \quad f(t_s) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(t_s-\mu)^2}{2\sigma^2}}$$

[0038] 式中, $\mu$ 和 $\sigma$ 代表 $t_s$ 的均值和方差。

[0039] EV在行驶过程中的路径决策问题可基于马尔可夫决策过程理论建立模型。将EV在行驶过程中可能经过的所有节点视为状态集S;EV到达各节点的所有时刻视为决策时刻集T;EV在所有决策时刻做出的路径决策所组成的集合视为行动集A;EV在行驶过程中每段路径的行驶时间视为报酬R。

[0040] 以图2中 $n+1$ 节点区域为例:

[0041] 当EV处于节点1时,与节点1有物理连接的分别有节点2,3,...,n,n+1。则 $S = \{2, \dots, n-1, n, n+1\}$ ,  $A = \{d_1, d_2, \dots, d_{n-1}, d_n\}$ ;  $R(r) = L_r/v_r |_{r=2, \dots, n, n+1}$ 。  $L_r, v_r$ 分别为节点1到节点r之间路径的距离和行驶速度。在实际行驶中,最短行驶时间对应的路径被选择概率往往最大。假设该路径的选择概率为 $P_{st} |_{st=2, \dots, n}$ ,则EV从节点1转移至节点r的概率 $p(r | 1, d_r)$ 为:

$$[0042] \begin{cases} p_{temp}(r|1, d_r) = 1 & n = 2 \\ p_{temp}(r|1, d_r) = \frac{\sum_{k=1}^n \frac{L_k}{v_k} - \frac{L_r}{v_r}}{(n-2) \sum_{k=1}^n \frac{L_k}{v_k}} & n \geq 3 \\ p_{smax} = \max(p_{temp}(r|1, d_r)) \end{cases}$$

$$[0043] \begin{cases} p(r|1, d_r) = 1 & n = 2 \\ p(r|1, d_r) = \frac{(1-P_{st})L_r / v_r}{1 - p_{smax}} & n \geq 3, r \neq st \end{cases}$$

[0044] 式中,  $P_{temp}(r|1, d_r)$  为EV从节点1转移至节点r的概率的临时变量,  $d_r$  为EV在决策时刻所做出的决策路径方案,  $p_{smax}$  为选取EV从节点1转移到与之相连的所有物理节点的概率的最大值,  $P_{st}$  为EV从节点1到其最短路径对应节点的转移概率。

[0045] 将  $p(r|1, d_r)$  累加分段处理, 并引入随机概率系数  $\beta$  体现路径决策的随机性, 如图3所示。

[0046] 图3中, 每个分段点的概率为:

$$[0047] p_r = \sum_{k=1}^r p(k|1, d_k)$$

[0048] 式中,  $d_k$  为EV在决策时刻选择的决策路径,  $p(k|1, d_k)$  为EV从上一节点转移到k的概率。

[0049] 将  $p(r|1, d_r)$  累加分段后, 可以得到:

$$[0050] p(r|1, d_r) = p_r - p_{r-1}$$

[0051] 式中,  $p_r$  为在分段点r的概率,  $\beta$  为随机概率系数。若  $p_{r-1} < \beta \leq p_r$ , 则EV从1节点向第r节点转移。

[0052] 可见, EV可随机选择出行路径至行程终点, 且不同的交通情况会产生不同的路径决策, 再根据EV所处路段的行驶速度得出EV各时刻的空间位置。

[0053] EV交通能耗量往往取决于使用寿命、行驶速度  $v$ 、实际温度  $d$  和电池能量管理系统效率。其中, 行驶速度  $v$  和实际温度  $d$  是单位里程能耗的两个主要因素, 本发明由于针对单位里程能耗出发只考虑行驶速度  $v$ 、实际温度  $d$  两个因素。

[0054] 城市道路被分为4种等级, 即快速路  $ks$ 、主干路  $zg$ 、次干路  $cg$ 、支路  $z$ , 则EV在等级为1的道路上的单位里程能耗量  $E_l$  为:

$$[0055] E_l = \begin{cases} -0.004v + 0.247 + 1.52/v & l = ks \\ 0.004v - 0.179 + 5.492/v & l = zg \\ -0.001v + 0.21 + 1.531/v & l = cg \\ -0.002v + 0.208 + 1.553/v & l = z \end{cases}$$

[0056] 不同温度下, EV空调开启率  $D_{on}$  表示为:

$$[0057] D_{on} = q_1 d^3 + q_2 d^2 + q_3 d + b_1$$

[0058] 式中,  $q_1 \sim q_3$  和  $b_1$  为拟合参数。

[0059] EV在不同温度开启空调后产生的单位里程能耗与空调关闭条件下能耗之比  $D_{rate}$  为:

[0060]  $D_{rate} = q_4 (d+b_2)^2 + b_3$

[0061] 式中,  $q_4$ 和 $b_2$ 、 $b_3$ 为拟合参数。

[0062] 综上,单位里程能耗量可以表示为:

$$[0063] \quad E(t, x) = \begin{cases} E_l(t, v(t, z))D_{rate}(t) & 0 < D_{on} \leq 1 \\ E_l(t, v(t, z)) & D_{on} = 0 \end{cases}$$

[0064] 式中,  $t$ 代表时刻,  $D_{on}$ 为EV用户空调开启率,  $v(t, z)$ 为 $t$ 时刻 $z$ 位置EV的速度,  $D_{rate}$ 为EV在不同温度开启空调后产生的单位里程能耗与空调关闭条件下能耗之比,

[0065] 通过上式得到的考虑温度和单位里程能耗,得到的参数建立EV的交通能耗模型和温度能耗模型,可以得到EV到达每个充储电站时的剩余电量,若该电量不足以支撑EV到达下一个目的地,则选择在此刻到达的充储电站停驻以进行充放电行为,直到EV达到期望SOC。

[0066] EV在不同充电区域的停驻时长 $t_{park}$ 基本符合指数分布,其概率密度函数为:

$$[0067] \quad f(t_{park}) = \begin{cases} \frac{1}{\theta} e^{-\frac{t_{park}}{\theta}} & t_{park} \geq 0 \\ 0 & t_{park} < 0 \end{cases}$$

[0068] 式中,  $\theta$ 为指数分布的基本参数。

[0069] 根据上式利用蒙特卡洛法抽取EV在充储电站的停驻时长,且需要满足

$$[0070] \quad \frac{soc_{exp,i}^{EV} - soc_{s,i}^{EV}}{P_{ch}^{EV}} \leq t_{park,i}$$

[0071] 式中,  $soc_{EV,s,i}/soc_{exp,i}^{EV}$ 表示第 $i$ 辆EV到达/离开充储电站时的SOC;  $P_{ch}^{EV}$ 为EV额定充电功率。

[0072] 充储电站的集中式调度框架如图4所示。充储电站内设置有中心控制器 (Center Controller, CC), CC收集EV的接入时间 $T_{c,i}$ 、离开时间 $T_{l,i}$ 、初始SOC和BES每时刻的SOC,制定和控制EV和BES的充放电计划。

[0073] 以充储电站每日收益 $F$ 最大为目标函数:

$$[0074] \quad \text{Max}_{\sigma_i^j, \eta_i^j, \mu^j, \nu^j} F = \Delta T \sum_{i=1}^I \left( \sum_{j=1}^J (P_{ch}^{EV} \chi_i^j c_{ch}^{sell} - P_d^{EV} \eta_i^j c_d^{buy}) - P_g^j c^{buy} \right)$$

[0075] 式中,  $I$ 为接入该充储电站的EV总数,  $J$ 为总调度时段数,  $P_{ch}^{EV}$ 、 $P_d^{EV}$ 分别为充储电站的恒定充、放电功率,  $\chi_i^j$ 、 $\eta_i^j$ 分别为第 $i$ 辆EV在 $j$ 时刻的充、放电状态,  $\Delta T$ 为EV和BES的单位时间控制周期,  $c_{ch}^{sell}$ 、 $c_d^{buy}$ 、 $c^{buy}$ 分别为EV充、放电电价和充储电站购电电价,  $P_g^j$ 为 $j$ 时刻充储电站购电功率。

[0076] 1) EV期望SOC约束:

$$[0077] \quad soc_{exp,i}^{EV} C^{EV} \leq \Delta T \left( \sum_{j=1}^J P_{ch}^{EV} \chi_i^j - P_d^{EV} \eta_i^j \right) + soc_{s,i}^{EV} C^{EV} \leq soc_{max}^{EV} C^{EV}$$

[0078] 式中,  $soc_{max}^{EV}$ 、 $soc_{exp,i}^{EV}$ 为第 $i$ 辆EV的SOC上限和下限,  $C^{EV}$ 为EV电池容量,

[0079] 2) EV荷电状态上下限约束:

$$[0080] \quad soc_{\min}^{EV} C^{EV} \leq soc_{s,i}^{EV} C^{EV} + \left( \sum_{j=1}^{J_{Now}} (P_{ch}^{EV} \chi_i^j - P_d^{EV} \eta_i^j) \Delta T \right) \leq soc_{\max}^{EV} C^{EV}$$

[0081] 式中,  $soc_{\min}^{EV}$  为EV允许的最小SOC,  $J_{Now}$  为当前时刻。

[0082] 3) 调度时间约束:

[0083] 对EV实际调度时段, 如图5所示, 作出以下处理: EV开始调度时间为接入电站时间所处时间段末; EV结束调度时间为离开电站时间所处时间段的上一时间段末。即:

$$[0084] \quad J_{c,i} = \left\lfloor \frac{T_{c,i}}{\Delta T} \right\rfloor \quad J_{l,i} = \left\lceil \frac{T_{l,i}}{\Delta T} \right\rceil$$

[0085] 式中,  $\Delta T$  为EV和BES的单位时间控制周期,  $\lfloor \cdot \rfloor$  和  $\lceil \cdot \rceil$  分别表示向下和向上取整符号,  $T_{c,i}$ 、 $T_{l,i}$  为图5中EV接入电站时刻和离开电站的时刻,  $J_{c,i}$ 、 $J_{l,i}$  分别为EV接入电站、离开电站时间所在的时段。

[0086] 于是有:

$$[0087] \quad \chi_j^j = 0$$

$$[0088] \quad \eta_j^j = 0$$

[0089] 式中,  $j=1, 2, \dots, T_{c,i}, T_{l,i}+1, \dots, J$ 。即在可控制时间段外EV都无法充放电。

[0090] 4) 充放电状态约束:

$$[0091] \quad \chi_j^j + \eta_j^j \leq 1$$

[0092] 式中,  $j=T_{c,i}+1, T_{c,i}+2, \dots, T_{l,i}$ 。即在同一时刻, EV不能发生同时充放电行为。

[0093] 5) 储能电池SOC上下限约束:

$$[0094] \quad soc_{\min}^{BES} C_{bat} \leq soc_s^{BES} C^{BES} + \sum_{j=1}^{J_{Now}} P_c^{BES} \mu^j \Delta T - \sum_{j=1}^{J_{Now}} P_d^{BES} v^j \Delta T \leq soc_{\max}^{BES} C^{BES}$$

[0095] 式中,  $soc_{\min}^{BES}$  和  $soc_{\max}^{BES}$  分别为BES允许的最低和最高SOC,  $soc_s^{BES}$  为BES参与调度起始时刻的SOC,  $C^{BES}$  为BES的电池容量,  $P_{ch}^{BES}$ 、 $P_d^{BES}$  分别为BES的恒定充、放电功率,  $\mu^j$  和  $v^j$  分别为BES的充、放电状态。

[0096] 6) BES充放电状态约束:

$$[0097] \quad \mu^j + v^j \leq 1$$

[0098] 7) 充储电站购电约束:

$$[0099] \quad \sum_{i=1}^J P_{ch}^{EV} \chi_i^j - \sum_{i=1}^J P_d^{BEV} \eta_i^j + P_{ch}^{BES} \mu^j - P_d^{BES} v^j = P_g^j$$

[0100] 8) 配电网负荷约束:

$$[0101] \quad L_{0,j} + P_g^j < P_M$$

[0102] 式中,  $L_{0,j}$  为第j时段配电网的基础负荷,  $P_M$  为配电网负荷上限。

[0103] 将集中式优化问题分解为N个子问题并行求解, 则子问题的目标函数之和即为原问题所求值。

[0104] 原问题的集中式模型可表示为:

$$[0105] \quad \min g(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^N g_i(\mathbf{x}_i)$$

$$[0106] \quad \text{s.t.} \begin{cases} O_i(\mathbf{x}_i) \geq \mathbf{0} & \textcircled{1} \\ U_i(\mathbf{x}_i) = \mathbf{0} & \textcircled{2} \\ W(\mathbf{x}) \geq \mathbf{0} & \textcircled{3} \end{cases}$$

[0107] 式中,  $g(\mathbf{x})$  表示原问题的目标函数;  $g_i(\mathbf{x})$  表示第  $i$  个子问题的目标函数;  $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_N)^T$ ; 约束条件①和②分别表示第  $i$  个子问题内部变量的不等式约束和等式约束; 约束条件③表示原问题中子问题之间有耦合关系的不等式约束。

[0108] 根据拉格朗日对偶松弛法 (Lagrange Dual Relaxation Method, LDRM) 原理, 将耦合约束式③乘以拉格朗日乘子松弛到原问题的目标函数中, 构造拉格朗日松弛函数  $L(\mathbf{x}, \zeta)$ , 具体可表示为:

$$[0109] \quad L(\mathbf{x}, \zeta) = g(\mathbf{x}) - \zeta W(\mathbf{x})$$

[0110] 式中,  $\zeta$  表示拉格朗日乘子,  $\zeta = (\zeta_1, \zeta_2, \dots, \zeta_N) > 0$ 。

[0111] 于是, 原问题可等效为:

$$[0112] \quad \min_{\mathbf{x}} (\max_{\zeta} L(\mathbf{x}, \zeta))$$

$$[0113] \quad \text{s.t.} \begin{cases} O(\mathbf{x}) \geq \mathbf{0} \\ U(\mathbf{x}) = \mathbf{0} \end{cases}$$

[0114] 则原问题的对偶问题为:

$$[0115] \quad \max_{\zeta} \varphi(\zeta) = \max_{\zeta} (\min_{\mathbf{x}} L(\mathbf{x}, \zeta))$$

[0116] 由上式可见, 约束条件中已不含子问题间的耦合关系, 将该等效模型分解为  $N$  个子问题:

$$[0117] \quad \min g_i(x_i) - \zeta_i W(x'_1, x'_2, \dots, x_i, \dots, x'_N)$$

$$[0118] \quad \text{s.t.} \begin{cases} O_i(\mathbf{x}_i) \geq \mathbf{0} \\ U_i(\mathbf{x}_i) = \mathbf{0} \end{cases}$$

[0119] 将等效模型分解后, 根据  $\zeta$  并行计算各子问题的内部变量  $x_i$ , 并判断是否满足原问题中的耦合约束。若不满足, 更新  $\zeta$  重新计算, 直到得到满足耦合约束的全局最优结果。

[0120] 采用次梯度法对  $\zeta$  更新迭代:

$$[0121] \quad \zeta^{(m+1)} = \zeta^{(m)} + a^{(m)} \frac{\mathbf{s}^{(m)}}{\|\mathbf{s}^{(m)}\|^1}$$

[0122] 式中,  $m$  为迭代次数,  $a^{(m)}$  为迭代步长且满足下式,  $\|\mathbf{s}^{(m)}\|^1$  为  $\mathbf{s}^{(m)}$  的 1 范数,  $\mathbf{s}^{(m)}$  是一个列向量:

$$[0123] \quad \mathbf{s}^{(m)} = \begin{bmatrix} W(\mathbf{x}_1^{(m)}, \mathbf{x}_2^{(m)}, \dots, \mathbf{x}_N^{(m)}) \\ W(\mathbf{x}_1^{(m)}, \mathbf{x}_2^{(m)}, \dots, \mathbf{x}_N^{(m)}) \\ \vdots \\ W(\mathbf{x}_1^{(m)}, \mathbf{x}_2^{(m)}, \dots, \mathbf{x}_N^{(m)}) \end{bmatrix}$$

$$[0124] \quad \begin{cases} \lim_{m \rightarrow \infty} a^{(m)} = 0 \\ \sum_{m=1}^{\infty} a^{(m)} = \infty \end{cases}$$

[0125] 如上式所示, 将传统 LDRM 中迭代步长因子进行分段处理, 得到改进拉格朗日对偶

松弛法 (Improved Lagrange Dual Relaxation Method, ILDRM): 在迭代初期, 使用传统一次函数型步长公式, 加快收敛速度, 并跟踪下界函数值在相邻两次迭代中的差值  $\Delta \varepsilon$  和上界与下界的绝对对偶间隙  $\tau$ 。当  $\Delta \varepsilon$  小于  $\tau$  时, 保持一次函数型步长公式不变; 反之, 则对步长公式进行分段, 使用二次函数型步长公式进行精细化搜索, 直到上下界对偶间隙满足精度要求。

$$[0126] \quad \begin{cases} a^m = \frac{1}{A + Bm} & \Delta \varepsilon < \tau \\ a^m = \frac{1}{C + Dm + Em^2} & \Delta \varepsilon \geq \tau \end{cases}$$

[0127] 式中, A, B, C, D, E 为正常数。

$$[0128] \quad \tau = |g(x') - \varphi(\zeta')|$$

[0129] 式中,  $x'$  和  $\zeta'$  代表原问题和对偶问题的可行解。

[0130] 若  $\tau$  满足精度要求, 即  $\tau < \delta$ , 则认为算法收敛。 $\delta$  是一个很小的数, 一般取优化结果量纲的 0.1%。

[0131] 在充储电站供给侧的集中式优化模型的基础分解协调求解, 即将配电网负荷约束以惩罚项的形式加入到原目标函数中, 并进行简化, 得到原问题的拉格朗日松弛问题:

$$[0132] \quad \begin{aligned} L(\chi_i^j, \eta_i^j, \mu^j, v^j, \zeta_j) = & \sum_{j=1}^J \zeta_j (L_{0,j} - P_M) + \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^J P_{ch}^{EV} \chi_i^j [\Delta T (c^{buy} - c_{ch}^{sell}) + \zeta_j] + \\ & \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^J P_d^{EV} \eta_i^j [\Delta T (c^{buy} + c_d^{buy}) - \zeta_j] + \sum_{j=1}^J P_{ch}^{BES} \mu^j (c^{buy} \Delta T + \zeta_j) - \sum_{j=1}^J P_d^{BES} v^j (c^{buy} \Delta T + \zeta_j) \end{aligned}$$

[0133] 可见, 继而可以分解为 N 个子问题:

$$[0134] \quad \begin{aligned} \min L(\chi_i^j, \eta_i^j, \mu^j, v^j, \zeta_j) = & \sum_{j=J_{con,i}}^{J_{i,j}} (P_{ch}^{EV} \chi_i^j (\Delta T (c^{buy} - c_{ch}^{sell}) + \zeta_j) + P_d^{EV} \eta_i^j [\Delta T (c^{buy} + c_d^{buy}) - \zeta_j]) + \\ & \sum_{j=1}^J (P_{ch}^{BES} \mu^j (c^{buy} \Delta T + \zeta_j) - P_d^{BES} v^j (c^{buy} \Delta T + \zeta_j) + \zeta_j (L_{0,j} - P_M)) / N \end{aligned}$$

[0135] 式中,  $L(\chi_i^j, \eta_i^j, \mu^j, v^j, \zeta_j)$  为原问题的拉格朗日松弛函数。

[0136] 由上式可见, 由于消去了耦合约束, 各子问题可以单独求解。然后, 再通过更新  $\zeta$  来实现各辆 EV 之间的参数协调及修正。当  $\tau < \delta$ , 则问题收敛, 该可行解即为最优解。

[0137] 与集中式相比, 分散式调度框架新增本地控制器 (Local Controller, LC)。原集中式中 CC 搜集的信息由各 LC 代替收集, 缓解其通信压力, 调度框架如图 6 所示。

[0138] 首先, CC 将当前调度时刻的购售电价和拉格朗日乘子初值  $\zeta_0$  传递给 LC, LC 优化求解上式得到各 EV 和 BES 的充放电方案, 并反馈给 CC。CC 将更新后的  $\zeta$  及购售电价再次传至 LC, LC 据此重新优化求解上式。循环, 直到满足  $\tau < \delta$ 。

[0139] 通过本发明提出的分散式调度策略和考虑 EV 出行随机性, EV 和 BES 的合理充放电调度能够填平谷时段的电负荷, 没有产生新的负荷尖峰, 从而缓解充储电站的供电压力。如图 7 所示采用 ILDRM 不仅能够缓解集中式调度的计算负担, 还能够在 LDRM 的计算效率基础上得到进一步增强。

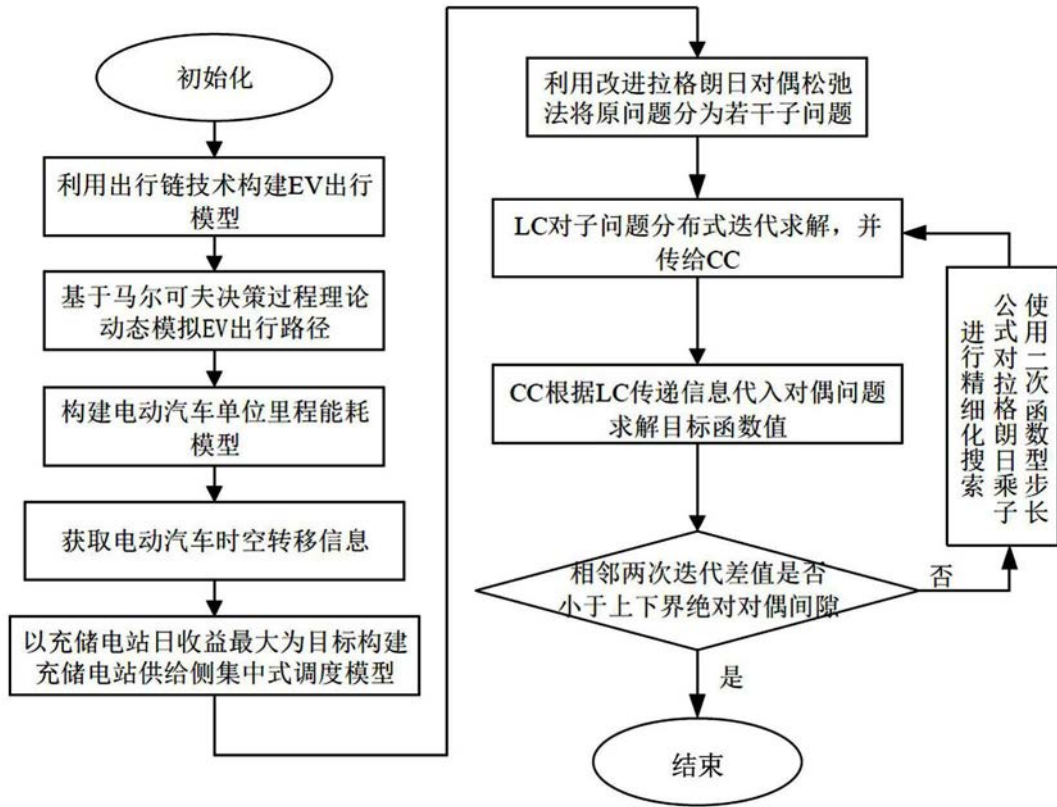


图1

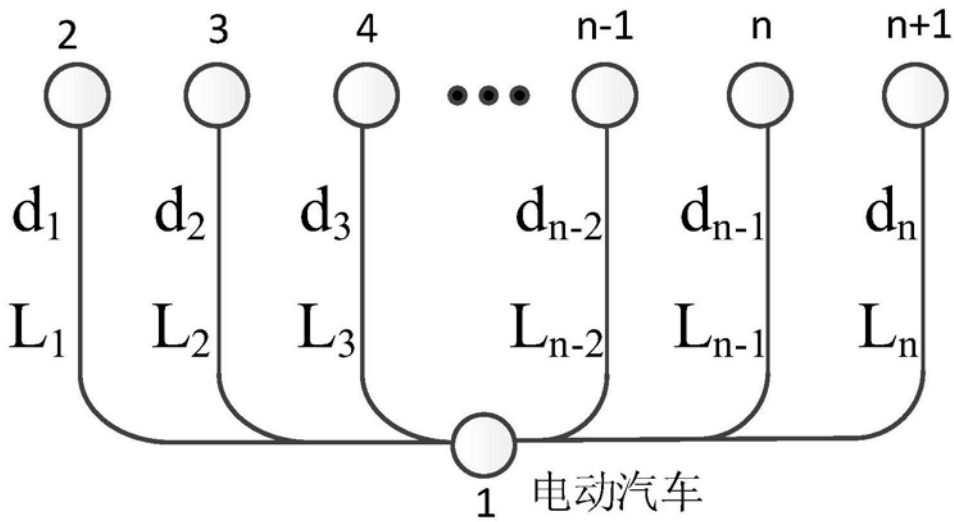


图2



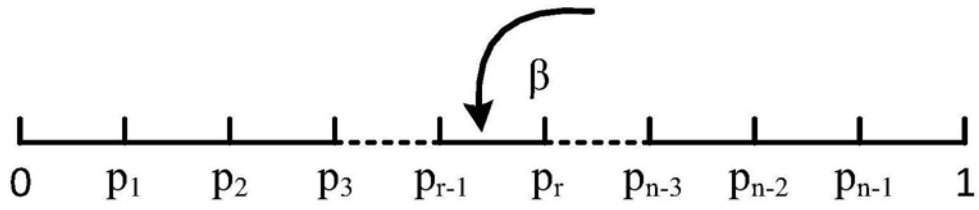


图3

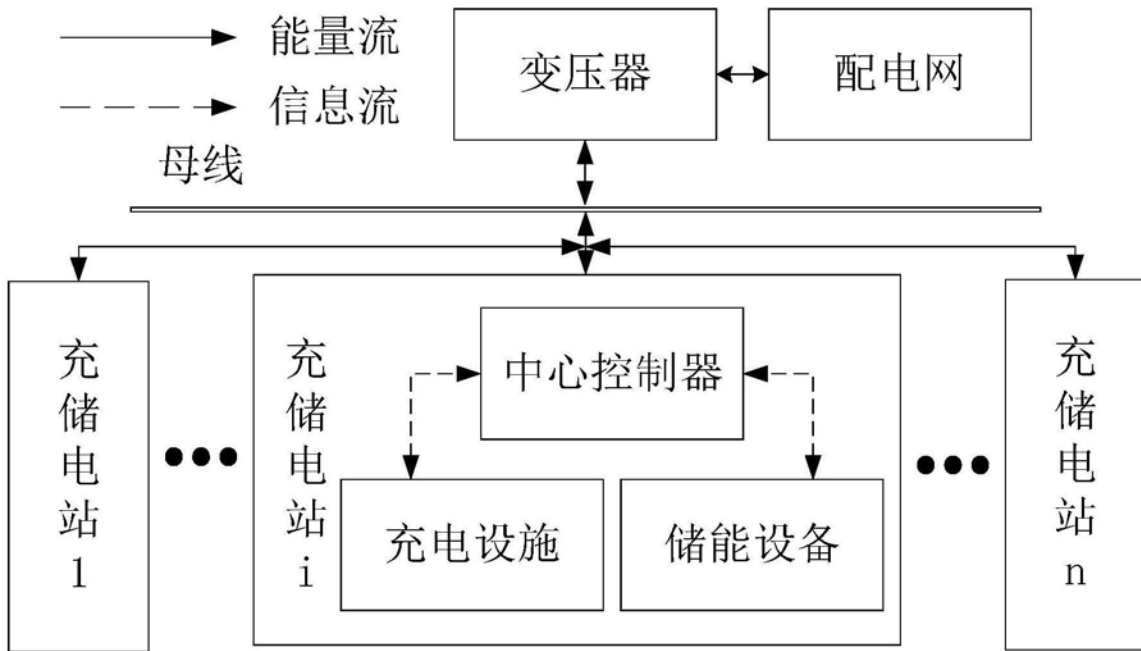


图4

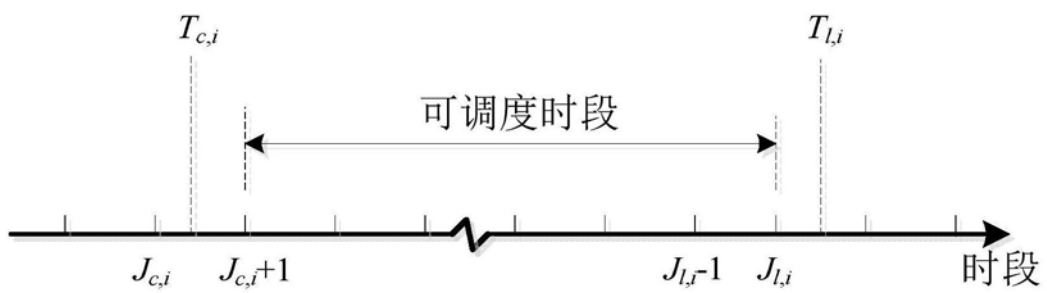


图5

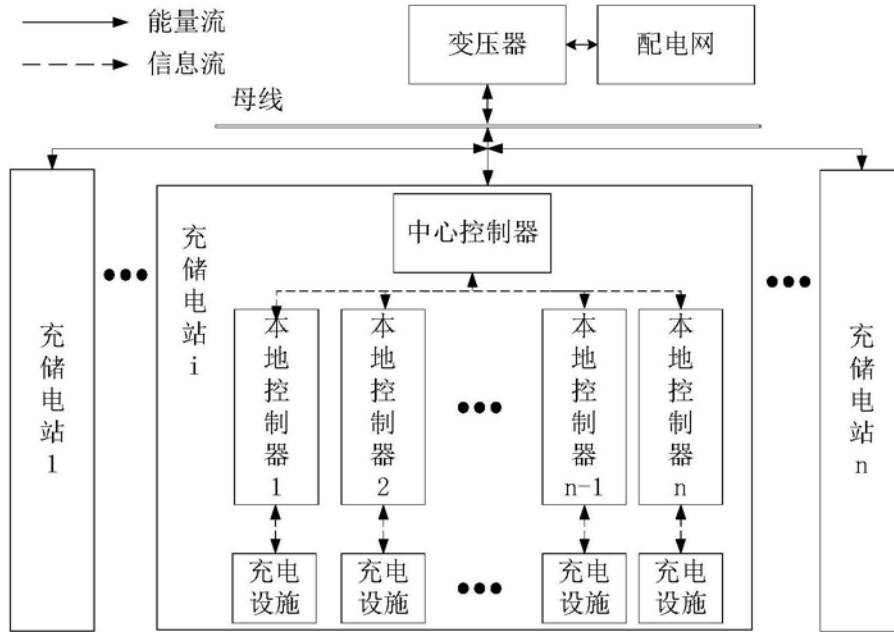


图6

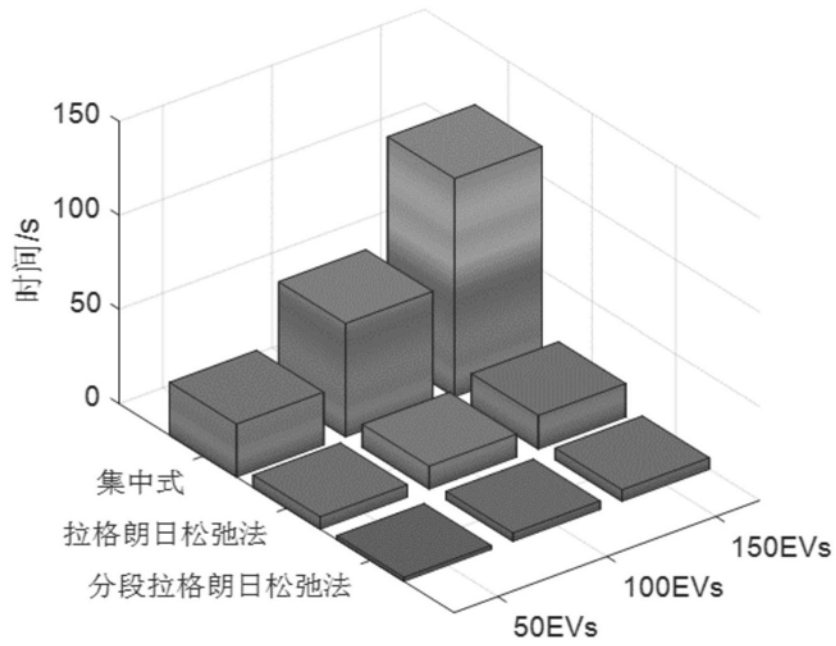


图7