

# 基于区域解耦的时空双尺度电动汽车优化调度

葛晓琳, 曹士鹏, 符杨\*, 胡文哲

(上海电力大学电气工程学院, 上海市 杨浦区 200090)

## Optimal Scheduling of Space-time Dual-scale Electric Vehicles Based on Regional Decoupling

GE Xiaolin, CAO Shipeng, FU Yang\*, HU Wenzhe<sup>1</sup>

(College of Electrical Engineering, Shanghai University of Electric Power, Yangpu District, Shanghai 200090, China)

**ABSTRACT:** Considering the differences and coupling between different regions of the distribution network, a time-space dual-scale electric vehicle optimal dispatching method based on regional decoupling is proposed. First, a new distribution network partitioning method based on graph theory method is proposed by considering the electrical characteristics of partitioning, production and life characteristics and electric vehicle travel characteristics. Then, a time-space dual-scale electric vehicle hierarchical dispatching method is proposed. The upper layer is the time-scale scheduling, with the objective of minimizing the peak-to-valley difference and load variance of the system, and the optimal number of EVs charging and discharging in each time period of the distribution network is obtained through optimal scheduling. The lower layer is the spatial scale dispatching. Combining with the upper layer optimization results, a dynamic tariff dispatching model considering the congestion of charging stations in commercial areas is presented and a dynamic tariff dispatching model considering the customer willingness index in residential and office areas is constructed for the differences of EV loads among different regions. Finally, to address the problem that the complex coupling between regions makes the optimization model difficult to solve, an improved alternating direction method of multipliers- successive quadratic programming (ADMM-SQP) algorithm based on the trust domain is established, and the sub-models of each region are decoupled and solved in parallel. To verify the effectiveness of the proposed method, a simulation model is constructed based on IEEE33 nodes, and the results show that the proposed

optimization method can realize the coordinated and optimal scheduling of electric vehicles in multiple regions.

**KEY WORDS:** electric vehicles; ordered charging and discharging; alternating direction method of multipliers-successive quadratic programming; space-time dual scale; partition decoupling

**摘要:** 考虑配电网不同区域之间的差异性与耦合性, 提出一种基于区域解耦的时空双尺度电动汽车优化调度方法。首先, 综合考虑分区的电气特性、生产生活特性以及电动汽车出行特性, 提出一种新的基于图论法的配电网分区方法; 接着, 提出一种时空双尺度的电动汽车分层调度方法。上层为时间尺度的调度, 以最小化系统峰谷差和负荷方差为目标, 通过优化调度得到配电网各时段的电动汽车最优充放电数目; 下层为空间尺度的调度, 结合上层优化结果, 针对不同区域间电动汽车负荷的差异性, 分别在商业区构建考虑充电拥挤度的动态电价调度模型, 在居民区和办公区构建考虑用户意愿指数的动态电价调度模型。最后, 针对区域间复杂耦合性造成优化模型难以求解的问题, 建立基于信赖域的改进乘子交替方向-序列二次规划(alternating direction method of multipliers-successive quadratic programming, ADMM-SQP)算法, 并对各个区域的子模型解耦后并行求解。为验证所提方法的有效性, 基于 IEEE33 节点构建仿真模型, 结果表明, 所提优化方法能够实现多个区域电动汽车的协调优化调度。

**关键词:** 电动汽车; 有序充放电; 乘子交替方向-序列二次规划算法; 时空双尺度; 分区解耦

## 0 引言

随着经济发展和化石燃料的日益匮乏、环境污染问题的加重, 电动汽车(electric vehicle, EV)的发展和普及具有很大前景。截至 2022 年 3 月, 全国电动汽车保有量突破 890 万辆, 接入电网的充电桩数目超过 200 万台。大规模电动汽车的无序接入必定会给配电网带来一系列问题, 例如引发网络损耗

基金项目: 国家自然科学基金项目(52077130); 上海市青年科技启明星计划(21QA1403500); 上海绿色能源并网工程技术研究中心(13DZ2251900)。

Project Supported by National Natural Science Foundation of China (52077130); Shanghai Rising-star Program (21QA1403500); Shanghai Engineering Research Center of Green Energy Grid-connected Technology (13DZ2251900).

增大、电压质量下降、电网峰谷负荷差加剧等。为降低上述不利影响,需要制定有效的有序充电优化策略,对电动汽车充放电行为进行合理的安排。

配电系统分区调度是一种常见的调度手段,在分区方法方面,通常包括城市功能分区和电力系统分区。传统的城市功能分区不能有效的体现电力系统的电气特性。常见电力系统分区方法有层次聚类法<sup>[1]</sup>、图论法<sup>[2]</sup>、K-means 算法<sup>[3]</sup>等。这些分区方法大多仅考虑系统的电气特性,忽略了电动汽车的出行特性和调度区域的生产、生活特性等,这将导致同一分区内电动汽车的用电规律差异较大,从而影响分区调度方案的实施。为此,综合考虑区域电动汽车的电气特性和城市功能特性的分区方法仍需进一步研究。

针对电动汽车的优化调度方法,文献[4]分析扩展时间尺度下用户个体和用户群体的充电行为特性,提出扩展时间尺度下用户充电起始时刻值域空间的计算方法,构建了以扩展时间尺度下系统负荷峰谷差最小为目标的充电优化模型,并利用蒙特卡洛算法对该模型进行了求解。文献[5]提出二阶多目标有序充电控制策略,基于遗传算法构建一个两阶段模型将高峰时段的充电负荷转移至平时段和低谷时段。文献[6]建立一个以配电网网损最小为目标的电动汽车充电优化模型。然而上述文献大多考虑时间尺度的优化,对空间尺度的调控考虑较少,但从单一时间尺度出发并不能有效解决大量电动汽车接入电网所带来的网络损耗增加等不良影响。文献[7]提出一种时空双尺度的优化方法,但其在时间尺度仅以考虑降低机组运行成本,在空间尺度调度采用的统一调度模型,未考虑不同区域电动汽车负荷的差异性,不能有效解决大规模电动汽车接入给电网带来的峰谷差加剧、网损增大等问题。因此,需要针对不同区域内的电动汽车特性进一步开展电动汽车的时空双尺度优化调度的研究。

已有电动汽车的有序充电调度策略可以分为集中式调度、分散式调度和分区调度。集中式调度的思路简单清晰,常用的智能算法进行求解,包括遗传算法<sup>[8]</sup>、改进粒子群算法<sup>[9]</sup>等,但集中式控制可能会给控制中心带来过大的运算负担和过高的通信成本。分散式控制<sup>[10]</sup>将计算量从控制中心转移至各电动汽车,避免了控制中心过重的存储与运算负担,常用的方法思路为通过引入分布式算法,例如交替方向乘子方法<sup>[11]</sup>、对偶分解<sup>[12]</sup>、非光滑可分

技术<sup>[13]</sup>等,将原含大规模电动汽车的优化问题分解成多个仅含单个电动汽车控制变量的优化问题,但分散式控制的结构复杂,在处理大规模电动汽车调度时会导致收敛速度慢甚至出现不收敛的情况。分区控制将电动汽车分区处理,常见的方法有设置区域代理商<sup>[14]</sup>,通过代理商对不同区域进行调控,并将调度信息上传至控制中心,避免了集中式和分散式调度的不足。但已有的文献在对分区进行解耦时,所采用的解耦方法无法保证在复杂的非凸约束下的收敛性。因此,如何对含复杂非凸约束的分区调度问题进行有效求解需要进一步研究。

目前,在电动汽车优化方面国内外相关研究主要集中于时间尺度的优化调度,然而电动汽车具有空间属性且配电网中不同区域的负荷特性差异性大,有必要综合考虑时空间双尺度,同时针对不同区域特性的配电网分区构建不同的调度模型。基于上述考虑,本文提出一种基于区域解耦的时空双尺度电动汽车优化调度方法。首先,基于二维图论法提出一种综合考虑区域电动汽车的出行特性和生产生活特性的分区方法。在此基础上提出一种考虑配电网区域解耦的电动汽车时空双尺度分层调度方法。上层先以最小负荷方差和最小峰谷差为目标函数求解出各时段的最优充放电功率。下层结合上层所得调度结果,针对各分区不同负荷特性和电动汽车出行特性,分别针对商业区、居民区和办公区建立不同的动态电价优化方法,确保了各分区的调度方案的经济性与可行性。最后,针对所建模型的复杂性,运用基于信赖域改进的乘子交替方向-序列二次规划(alternating direction method of multipliers-successive quadratic programming, ADMM-SQP)算法,通过本地信息的采集和邻居耦合支路信息的交换,并行求解本地区域的子问题,经过迭代计算后得到电动汽车的时空调度方案。

## 1 分区方法

按照城市功能分区,配电网可以分为:居民区、商业区、办公区、工业区等<sup>[15]</sup>。由于电动汽车负荷主要集中在居民区、办公区以及商业区,为此,本文对研究电动汽车优化调度时,主要针对这3个区域。

本文针对传统城市功能分区和电力系统分区方案的不足,综合考虑了区域间的电气耦合程度、居民生产生活特性以及电动汽车出行特性,采用图

论最小树法求取聚类结果。首先将电网节点之间的耦合关系表示为一个无向图，其中的节点与电网中的节点相对应，它们之间的耦合程度用赋予对应边的耦合系数表示。接着消去耦合系数小于耦合度阈值  $\alpha$  的边，将其中不相连的各个子图区分出来，则这些子图就表示相互间耦合强度小于或等于阈值  $\alpha$  的子系统，这一方法不需要进行特征值的分析，计算速度快，对于大系统效果更为明显<sup>[2]</sup>。

由于电动汽车接入所带来的大量有功功率对配电网的节点电压造成影响，因此，在进行分区时，需要考虑系统有功与电压关系。牛顿-拉夫逊法计算系统潮流，其潮流方程的线性化极坐标形式为

$$\begin{bmatrix} \Delta P \\ \Delta Q \end{bmatrix} = -J \begin{bmatrix} \Delta \delta \\ \Delta U/U \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中： $\Delta P$ 、 $\Delta Q$  分别为注入节点的有功功率和无功功率的变化量； $J$  为潮流方程的雅可比矩阵； $\Delta \delta$ 、 $(\Delta U/U)$  分别为节点电压相角和幅值的变化量。

令注入无功功率保持不变可以得到

$$\Delta P = (-J_{11}J_{21}^{-1}J_{22} + J_{12})\Delta U/U = S_{pV}\Delta U/U \quad (2)$$

$$S = S_{pV}^{-1} = (\Delta U/U)/\Delta P \quad (3)$$

式中  $S$  为电压/有功功率灵敏度矩阵，表示电压幅值变化对有功功率变化的灵敏度。定义节点  $i$ 、 $j$  之间的有功电气距离为

$$D_{ij} = \sqrt{S_{ij}^2 + S_{ji}^2} \quad (4)$$

电气距离越大表示节点间的耦合性越低。同时考虑区域的生活功能、生产功能以及电动汽车出行特性构建了如表 1 的指标体系。

表 1 指标体系  
Table 1 Index system

项目	指标	权重
生活功能	居住面积占比	$w_1$
生产功能	经济密度	$w_2$
电动汽车特性	充电负荷集中程度	$w_3$
	电动汽车接入时段	$w_4$
	电气距离	$w_5$

采用熵权法确定权重，通过熵的大小对数据信息的不确定性进行度量。由于各指标度量单位不同，采用极差法对数据进行标准化：

$$Y_{h,i} = \begin{cases} \frac{Z_{h,i} - \min Z_h}{\max Z_h - \min Z_h}, & \text{正向指标} \\ \frac{\max Z_h - Z_{h,i}}{\max Z_h - \min Z_h}, & \text{反向指标} \end{cases} \quad (5)$$

式中： $Y_{h,i}$  为标准化的数据； $Z_{h,i}$  为节点  $i$  指标  $h$  的值； $Z_h$  为各节点指标  $h$  值的集合。

定义指标  $h$  的熵值为  $E_h$ ：

$$E_h = -[\ln(N_{ta})]^{-1} \sum_{i=1}^{N_h} [(Y_{h,i} / \sum_{i=1}^{N_h} Y_{h,i}) \ln(Y_{h,i} / \sum_{i=1}^{N_h} Y_{h,i})] \quad (6)$$

式中： $E_h$  为指标  $h$  的熵值； $N_h$  为指标  $h$  的个数。

指标  $h$  的权重  $W_h$  表示如下：

$$W_h = \frac{1 - E_h}{N_{ta} - \sum E_h} \quad (7)$$

式中： $N_{ta}$  为指标数目； $E_h$  为指标  $h$  的熵值。

依据各指标标准化后的值以及权重，得到综合耦合度  $C_{ou-ij}$ ，具体公式如下：

$$C_{ou-ij} = 1 - \sqrt{\sum_{h=1}^{N_{ta}} W_h (Z_{hi} - Z_{hj})^2 + W_c d_{e,ij}^2} \quad (8)$$

式中： $d_{e,ij}$  为标准化的节点间电气距离； $W_c$  为电气距离的权重。在耦合度低于耦合度阈值  $\alpha$  的连接线处进行分区，结合分区的城市功能生产生活属性得到居民区 1、办公区 1、商业区 1、居民区 2、办公区 2 等。

## 2 上层分时优化调度模型

考虑到电动汽车的时空双重属性，提出了一种时空双尺度的电动汽车分层调度方法，上层为时间尺度的调度，下层为空间尺度的调度。在上层调度模型中，以最小化系统峰谷差和负荷方差为目标在时间尺度上对电动汽车充放电负荷进行优化。具体目标函数表示为

$$\begin{cases} F_1 = \min(\max\{P_t\} - \min\{P_t\}) \\ F_2 = \min \frac{1}{96} \sum_{t=1}^{96} (P_{L,t} + N_{c,t}P_c - N_{d,t}P_d - P_{avg})^2 \end{cases} \quad (9)$$

式中： $P_t$  为  $t$  时刻电网总负荷； $N_{c,t}$  为  $t$  时刻电动汽车总充电数目； $P_c$  为充电功率； $N_{d,t}$  为  $t$  时刻电动汽车放电数目； $P_d$  为放电功率； $P_{L,t}$  为  $t$  时刻基础负荷功率； $P_{avg}$  为平均负荷。

$$P_{avg} = \frac{1}{96} \sum_{t=1}^{96} (P_{L,t} + N_{c,t}P_c - N_{d,t}P_d) \quad (10)$$

由于目标函数  $F_1$  存在非线性项  $\max\{P_t\}$ 、 $\min\{P_t\}$ ，需对增加如下约束其进行线性化处理：

$$\begin{cases} P_{max} \geq P_{L,t} + N_{c,t}P_c - N_{d,t}P_d \\ P_{min} \leq P_{L,t} + N_{c,t}P_c - N_{d,t}P_d \end{cases} \quad (11)$$

目标函数  $F_1$  转化为

$$F_1 = \min(P_{\max} - P_{\min}) \quad (12)$$

约束条件主要包括电动汽车充电数目约束和新能源出力约束、发电机出力约束等。

$$\begin{cases} \underline{N}_{c,t} \leq N_{c,t} \leq \bar{N}_{c,t} \\ \underline{N}_{d,t} \leq N_{d,t} \leq \bar{N}_{d,t} \\ \sum_{t=1}^{96} N_{c,t} \Delta t = N_{c,\text{sum}} \Delta \bar{t}_c \\ \sum_{t=1}^{96} N_{d,t} \Delta t = N_{d,\text{sum}} \Delta \bar{t}_d \end{cases} \quad (13)$$

式中:  $N_{c,t}$  为  $t$  时刻电动汽车总充电数目;  $\underline{N}_{c,t}$ 、 $\bar{N}_{c,t}$  为  $t$  时刻电动汽车总充电数目上下限;  $N_{d,t}$  为  $t$  时刻电动汽车总放电数目;  $\underline{N}_{d,t}$ 、 $\bar{N}_{d,t}$  为  $t$  时刻电动汽车总放电数目上下限;  $N_{c,\text{sum}}$ 、 $N_{d,\text{sum}}$  分别为一天中所有可充电的电动汽车总数;  $\Delta t$  为时段  $t$  的时长;  $\Delta \bar{t}_c$ 、 $\Delta \bar{t}_d$  为平均充放电时长。

$$\begin{cases} \underline{G}_t \leq G_t \leq \bar{G}_t \\ \underline{W}_t \leq W_t \leq \bar{W}_t \\ G_t + W_t + P_d N_{d,t} = P_c N_{c,t} + P_{L,t} \end{cases} \quad (14)$$

式中:  $W_t$  为  $t$  时刻新能源出力;  $\underline{W}_t$ 、 $\bar{W}_t$  为  $t$  时刻新能源出力上下限;  $G_t$  为  $t$  时刻对应的火电机组出力;  $\bar{G}_t$ 、 $\underline{G}_t$  为  $t$  时刻对应的火电机组出力上下限。

### 3 下层分区调度模型

下层调度方案结合上层所给出的优化结果,考虑当前接入电动汽车情况以及区域特性,对不同分区采取适当的调度方案,同时针对不同区域电动汽车特性建立不同的调度和充电电价模型对用户充放电行为进行引导,在空间尺度上将总的充放电负荷分配到各节点。

#### 3.1 商业区

商业区电动汽车接入时间具有较大随机性,考虑到商业区用户可以自主选择充电地点,本文通过拥挤度电价来对用户进行引导,拥挤度定义如下:

$$\begin{cases} \varphi_{i,m,t} = \frac{N_{i,m,\text{max}} - N_{i,m,t}}{N_{i,m,\text{max}}} \\ N_{i,m,t} = N_{i,m,t-1} + N_{i,m,t-1}^r - N_{i,m,t-1}^l \end{cases} \quad (15)$$

式中:  $\varphi_{i,m,t}$  为  $t$  时刻节点  $i$  充电站  $m$  拥挤度;  $N_{i,m,\text{max}}$  为节点  $i$  充电站  $m$  最大充电数;  $N_{i,m,t}$  为  $t$  时刻该充电站已停留电动汽车数目;  $N_{i,m,t-1}^r$ 、 $N_{i,m,t-1}^l$  分别为  $t-1$  时刻进入与离开充电站  $m$  电动汽车数目。

商业区的电价  $C_{i,m,t}$  如下:

$$C_{i,m,t} = \frac{\varphi_{i,m,t}}{\varphi_{\text{avg}}} C_P + C_t \quad (16)$$

式中:  $C_t$  为电网  $t$  时刻基础电价;  $C_P$  为设定的拥挤度惩罚电价;  $\varphi_{\text{avg}}$  为平均拥挤度。

此外,还需要考虑用户抵达充电站所需花费:

$$S_{m,n} = D_{m,n} C_M \quad (17)$$

式中:  $S_{m,n}$  为用户  $n$  的抵达充电站  $m$  的距离花费;  $C_M$  为单位里程用户花费;  $D_{m,n}$  为用户  $n$  与充电站  $m$  的距离。

以最小化用户花费和配电网经济损失为目标函数:

$$f_{t,b} = \min \sum_{i \in I_s} \sum_{n=1}^{N_{i,t}} \sum_{m=1}^{M_i} [\mu_{i,m,n} S_{m,n} + (\alpha_{i,n,t} \mu_{i,m,n} \cdot C_{i,m,n} P_c - \beta_{i,n,t} \mu_{i,m,n} C_{d,t} P_d + C_t P_{i,n,t}^{\text{Loss}}) \Delta t] \quad (18)$$

式中:  $N_{i,t}$  为  $t$  时刻节点  $i$  连接电动汽车数目,包括  $t$  时刻接入和上一时刻剩余电动汽车;  $I_s$  表示区域内的节点集合;  $M_i$  表示节点  $i$  的充电站数目;  $C_{i,m,t}$  为  $t$  时刻节点  $i$  充电站  $m$  考虑拥挤度的充电电价;  $C_{d,t}$  为  $t$  时刻放电电价;  $\mu_{i,m,t}$  表示节点  $i$  的电动汽车  $n$  是否停放在充电站  $m$ , 停放为 1, 否则为 0;  $\alpha_{i,n,t}$ 、 $\beta_{i,n,t}$  表示  $t$  时刻  $i$  节点电动汽车  $n$  的充放电状态,电动汽车进行充电行为时  $\alpha_{i,n,t}$  取值为 1,  $\beta_{i,n,t}$  取 0, 电动汽车进行放电行为时  $\beta_{i,n,t}$  取值为 1,  $\alpha_{i,n,t}$  取 0;  $\alpha_{i,n,t} \mu_{i,m,t}$  为两个 0-1 变量相乘导致原问题非线性,采用线性整数代数法对其线性化;  $C_t$  为  $t$  时刻配电网电价;  $P_{i,n,t}^{\text{Loss}} \Delta t$  为节点  $i$  第  $n$  辆电动汽车在  $t$  时刻接入电网所带来的网损变化量,电动汽车充电时为正值,放电时为负。

#### 3.2 居民区

居民区的充电电价为考虑用户意愿指数的动态分时电价,通过为不同参与度的用户提供动态电价来引导用户参与有序充电调度,电价  $C_{c,n,t}$  定义如下:

$$C_{c,n,t} = \begin{cases} C_t + C_P (\xi_{\text{avg}} - \xi_n) / \xi_{\text{avg}}, & \xi_n \leq \xi_{\text{avg}} \\ C_t, & \xi_n > \xi_{\text{avg}} \end{cases} \quad (19)$$

式中:  $\xi_n$  为电动汽车用户  $n$  综合意愿指数,表示用户参与调度的综合意愿;  $C_t$  为  $t$  时刻电网基础电价,  $\xi_{\text{avg}}$  为平均意愿指数;  $C_P$  为惩罚电价,同一时刻,参与调度综合意愿指数高的用户会被优先调度,并获得较低的充电成本。当用户参与意愿指数为 0 时,表示该电动汽车不可调度,直接对其进行充电,并

令其充电状态 $\alpha_{i,n,t}$ 为 1，放电状态 $\beta_{i,n,t}$ 为 0。

定义用户综合意愿指数：

$$\xi_n = \frac{s_n}{s_{\max}} + \xi_0 \quad (20)$$

式中： $\xi_0$ 为用户自设意愿指数， $0 \leq \xi_0 \leq 1$ ，具体取值依据如表 2 所示； $s_n$ 为电动汽车接入电网时荷电状态(state of charge, SOC)； $s_{\max}$ 为 SOC 最大值。

表 2 用户自设意愿指数

Table 2 User-set willingness index

$\xi_0$	0	0.3	0.5	0.8	1
参与意愿	无意愿	低意愿	中意愿	高意愿	完全服从

以最小化用户花费和配电网经济损失为目标函数：

$$f_{t,r} = \min \sum_{i \in I_s} \sum_{n=1}^{N_{i,t}} [\alpha_{i,n,t} C_{i,n,t} P_c - \beta_{i,n,t} C_{d,t} P_d + C_t P_{i,n,t}^{\text{Loss}}] \Delta t \quad (21)$$

式中  $C_{i,n,t}$  为  $t$  时刻  $i$  节点电动汽车  $n$  充电电价，其余变量含义与商业区保持一致。

### 3.3 办公区

由于办公区用户且停留时间大多处于负荷高峰时期。考虑对办公区用户进行放电补偿，定义  $C_{ds,t}$  为补偿后放电电价。

$$C_{ds,t} = C_s (P_t - \bar{P}_t) + C_{d,t} \quad (22)$$

式中： $C_s$ 为基础补偿电价； $P_t$ 为  $t$  时刻电网负荷； $\bar{P}_t$ 为电网平均负荷。

以最小化用户花费和配电网经济损失为目标函数：

$$f_{t,o} = \min \sum_{i \in I_s} \sum_{n=1}^{N_{i,t}} [\alpha_{i,n,t} C_{i,n,t} P_c - \beta_{i,n,t} C_{ds,t} P_d + C_t P_{i,n,t}^{\text{Loss}}] \Delta t \quad (23)$$

式中  $C_{ds,t}$  为  $t$  时刻补偿后的放电电价。其余变量含义与办公区、商业区保持一致。

约束条件主要包括：

1) 等式约束主要为潮流约束：

$$\begin{cases} P_{G,i,t} - P_{L\text{sum},i,t} - \sum_{j=1}^N V_i V_j (G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \sin \theta_{ij}) = 0 \\ Q_{G,i,t} - Q_{L,i,t} - \sum_{j=1}^N V_i V_j (G_{ij} \sin \theta_{ij} - B_{ij} \cos \theta_{ij}) = 0 \end{cases} \quad (24)$$

式中： $P_{L\text{sum},i,t} = P_{L,i,t} + P_c N_{c,i,t} - P_d N_{d,i,t}$ ； $P_{G,i,t}$ 、 $Q_{G,i,t}$  为  $t$  时刻节点  $i$  处发电机有功和无功输出； $P_{L\text{sum},i,t}$  为  $t$  时刻节点  $i$  处基础负荷和充放电负荷之和； $G_{ij}$  和  $B_{ij}$  为节点  $i$  和  $j$  间线路导纳； $\theta_{ij}$  为节点  $i$  与  $j$  之间相角差。

2) 等式约束还包括上下层优化耦合的充放电数目约束：

$$\begin{cases} \sum_{s=1}^K N_{c,s,t} = \sum_{s=1}^K \sum_{i \in I_s} N_{c,i,t} = \sum_{s=1}^K \sum_{i \in I_s} \sum_{n=1}^{N_{i,t}} \alpha_{i,n,t} = N_{c,t} \\ \sum_{s=1}^K N_{d,s,t} = \sum_{s=1}^K \sum_{i \in I_s} N_{d,i,t} = \sum_{s=1}^K \sum_{i \in I_s} \sum_{n=1}^{N_{i,t}} \beta_{i,n,t} = N_{d,t} \end{cases} \quad (25)$$

式中： $K$ 为分区数目； $N_{c,s,t}$ 、 $N_{d,i,t}$ 为  $t$  时刻分区  $s$  电动汽车充放电数目； $N_{c,i,t}$ 、 $N_{d,i,t}$ 为  $t$  时刻节点  $i$  的电动汽车充放电数目； $N_{c,t}$ 、 $N_{d,t}$ 为  $t$  时刻整体配电网电动汽车总的充放电数目，这是由上层优化得到，传输给下层分区调度的。

3) 不等式约束条件均包括充放电功率约束、变压器容量约束、用户出行需求约束、系统安全运行约束：

$$\begin{cases} \underline{P}_{c,i,t} \leq P_c N_{c,i,t} \leq \bar{P}_{c,i,t} \\ \underline{P}_{d,i,t} \leq P_d N_{d,i,t} \leq \bar{P}_{d,i,t} \\ N_{c,i,t} P_c + P_{L,i,t} - N_{d,i,t} P_d \leq S_{i,t} \\ S_{1,i,n} \geq S_{\text{ex},i,n} \\ \underline{P}_{i,t} \leq P_{i,t} \leq \bar{P}_{i,t} \\ \underline{V}_{i,t} \leq V_{i,t} \leq \bar{V}_{i,t} \end{cases} \quad (26)$$

式中： $\bar{N}_{c,i,t}$ 、 $\underline{N}_{c,i,t}$ 为  $t$  时刻  $i$  节点充电功率上下限； $\bar{N}_{d,i,t}$ 、 $\underline{N}_{d,i,t}$ 为  $t$  时刻  $i$  节点放电功率上下限； $P_{L,i,t}$ 为  $t$  时刻  $i$  节点的基础负荷； $S_{i,t}$ 为  $t$  时刻  $i$  节点的变压器的容量； $S_{1,i,n}$ 为  $i$  节点用户  $n$  接入时刻的电动汽车 SOC； $S_{\text{ex},i,n}$ 为该用户设定的期望 SOC； $P_{i,t}$ 为  $t$  时刻  $i$  节点总功率； $\underline{P}_{i,t}$ 、 $\bar{P}_{i,t}$ 为其上下限； $V_{i,t}$ 为  $t$  时刻  $i$  节点电压； $\underline{V}_{i,t}$ 、 $\bar{V}_{i,t}$ 为  $t$  时刻  $i$  节点电压上下限。

4) 商业区还包括充电站可用充电桩约束：

$$N_{i,m,t} + N_{i,m,t}^r - N_{i,m,t}^l \leq N_{i,m,\text{max}} \quad (27)$$

## 4 区域解耦方法

考虑到分区中存在潮流约束等复杂耦合约束，电力系统在调度时需要区域进行解耦处理。由于等式潮流约束方程中存在复杂二次项导致优化问题非凸，传统分布式优化算法在应用于一般非凸性问题时难以保证收敛，ADMM-SQP 结合乘子交替方向法(alternating direction method of multipliers, ADMM)与序列二次规划(successive quadratic programming, SQP)算法的优点，以 SQP 思想为主线，利用 ADMM 分裂思想将二次规划(quadratic

programming, QP)子问题分解成几个规模较小且完全独立的QP子问题,可以有效的解决优化模型中的非凸问题。

如图1所示,构建如下的多区域的电动汽车分区优化调度的模型,同时引入松弛变量 $z$ 将不等式约束转化为等式约束:

$$\begin{cases} \min f_1(x_1) + f_2(x_2) + \dots + f_n(x_n) \\ \text{s.t. } h_1(x_1) + h_2(x_2) + \dots + h_n(x_n) = 0 \\ g_1(x_1) + g_2(x_2) + \dots + g_n(x_n) + g_z(z) = 0 \end{cases} \quad (28)$$

式中: $f_s$ 、 $g_s$ 、 $h_s$ 分别为区域 $s$ 的目标函数、等式约束和不等式约束; $x_s$ 为相应区域内的优化变量。

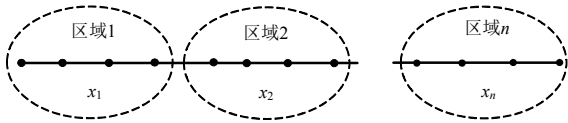


图1 分区调度模型

Fig. 1 Interconnected system model

根据序列二次规划理论<sup>[16]</sup>将原问题转化为求解一系列简单的二次收敛于原问题的子问题,其表达式为

$$\begin{cases} \min \nabla[f_1(x_1^k) + \dots + f_n(x_n^k)]^T d + d^k T H^k d / 2 \\ \text{s.t. } \nabla[h_1(x_1^k) + \dots + h_n(x_n^k)]^T d^k = 0 \\ \nabla[g_1(x_1^k) + \dots + g_n(x_n^k) + g_z(z^k)]^T d^k = 0 \end{cases} \quad (29)$$

式中: $\nabla[f_1(x_1^k) + \dots + f_n(x_n^k)]$ 、 $\nabla[h_1(x_1^k) + \dots + h_n(x_n^k)]$ 、 $\nabla[g_1(x_1^k) + \dots + g_n(x_n^k)]^T$ 是区域1、2... $n$ 的目标函数、约束条件在 $x^k$ 处的梯度; $d^k$ 为第 $k$ 次迭代下降方向矩阵; $H^k$ 为第 $k$ 次迭代目标函数对变量的海森矩阵,其形式如下:

$$H^k = \begin{bmatrix} H_1^k & & & \\ & H_2^k & & \\ & & \ddots & \\ & & & H_n^k \end{bmatrix} \quad (30)$$

式(29)的完全拉格朗日函数如下:

$$\begin{aligned} \ell(x_1, x_2, z, \lambda) = & \nabla f_1(x_1^k)^T d_1 + d_1^{kT} H_1^k d_1 / 2 + \dots \\ & \nabla f_n(x_n^k) + d_n^{kT} H_n^k d_n / 2 - \lambda_1^k [g_1(x_1^k) + \dots \\ & g_n(x_n^k) + g_z(z^k)] + \frac{\beta_1}{2} \|g_1(x_1^k) + \dots + g_n(x_n^k) + \\ & g_z(z^k)\|^2 - \lambda_2^{kT} [h_1(x_1^k) + \nabla h_1(x_1^k)^T d_1^k + \dots \\ & h_n(x_n^k) + \nabla h_n(x_n^k)^T d_n^k] + \frac{\beta_2}{2} \|h_1(x_1^k) + \nabla h_1(x_1^k)^T \cdot \\ & d_1^k + \dots + h_n(x_n^k) + \nabla h_n(x_n^k)^T d_n^k\|^2 \end{aligned} \quad (31)$$

式中: $\lambda_1^k$ 、 $\lambda_2^k$ 为拉格朗日乘子; $\beta_1$ 、 $\beta_2$ 为惩罚因子。

采用ADMM的思想将式(31)分解为 $n$ 个优化变量QP子问题和一个松弛变量QP子问题,同时为保证该子问题组始终有解,在QP子问题中引入信赖域方法,通过扩大或缩小信赖域大小加速算法收敛。

优化变量QP子问题:

$$\begin{cases} x_n - \text{QP:} \\ \min \nabla f_n(x_n)^T d_n^k + \frac{1}{2} d_n^{kT} H_n^k d_n^k / 2 + \\ \frac{\beta_1}{2} \|g_1(x_1^k) + \dots + g_n(x_n^k) + g_z(z^k) - \frac{\lambda_1^k}{\beta_1}\|^2 + \\ \frac{\beta_2}{2} \|h_1(x_1^k) + \dots + h_n(x_n^k) + \nabla h_n(x_n^k)^T d_n^k - \frac{\lambda_2^k}{\beta_2}\|^2 \\ \text{s.t. } x_n^{\min} \leq x_n \leq x_n^{\max} \\ \|d_n^k\|_{\infty} \leq \Delta^k \end{cases} \quad (32)$$

松弛变量QP子问题:

$$\begin{cases} z - \text{QP:} \\ \min \frac{\beta_1}{2} \|g_1(x_1^k) + \dots + g_n(x_n^k) + g_z(z^k + d_z^k) - \frac{\lambda_1^k}{\beta_1}\|^2 \\ \text{s.t. } z \geq 0 \\ \|d_z^k\|_{\infty} \leq \Delta^k \end{cases} \quad (33)$$

式中 $\Delta^k$ 为第 $k$ 次迭代的信赖域半径。

该子问题组的解 $d$ 为原问题解的下降方向:

$$\begin{cases} x_1^{k+1} = x_1^k + d_1^k \\ \vdots \\ x_n^{k+1} = x_n^k + d_n^k \\ z^{k+1} = z^k + d_z^k \end{cases} \quad (34)$$

在信赖域方法中,一般定义模型函数与目标函数的一致性为

$$\rho_k = \frac{\Delta f_k(x^k)}{\Delta q_k(x^k)} \quad (35)$$

式中: $\Delta f_k(x_k) = f(x_k) - f(x_k + d_k)$ 为目标函数 $f(x)$ 的下降量; $\Delta q_k(x_k) = q(0) - q(d_k)$ 为模型函数的下降量; $q_k(d_k) = \nabla f(x^k) d_k - d_k^T H_k d_k / 2$ 。

信赖域半径 $\Delta^{k+1}$ 的收缩与扩大公式如下:

$$\Delta^{k+1} = \begin{cases} \Delta^k / 2, & \rho_k \leq 0.25 \\ \Delta^k, & 0.25 \leq \rho_k \leq 0.75 \\ 2\Delta^k, & \rho_k \geq 0.75 \end{cases} \quad (36)$$

若 $\rho_k$ 越接近0.75,说明一致性越好,此时增大 $\Delta^k$ 来扩大信赖域;若 $\rho_k$ 小于0.25,说明一致性不够好,此时减小 $\Delta^k$ 来缩小信赖域。具体计算步骤如下:

步骤1:上层时间尺度调度模型计算出各时段

最优充放电数目。

步骤 2：读取  $t$  时刻电动汽车数据以及最优充放电数目。

步骤 3：设定各参数和各区域优化变量初值。

步骤 4：并行求解各区子问题和松弛变量子问题得到下降方向  $d_k$ ，若  $d_k \leq \varepsilon$  则停止迭代， $\varepsilon$  为精度，得到各分区内各节点的最优充放电数目，否则转到步骤 5。

步骤 5：计算  $\rho_k$  并扩大或缩小  $\Delta^k$  得到  $\Delta^{k+1}$ 。

步骤 6：更新 Lagrange 乘子，更新  $H^k$  得到  $H^{k+1}$ ，更新  $x_1^{k+1}$ 、 $x_x^{k+1} \dots x_n^{k+1}$ 、 $z^{k+1}$  返回步骤 4。

ADMM-SQP 算法框架见图 2。

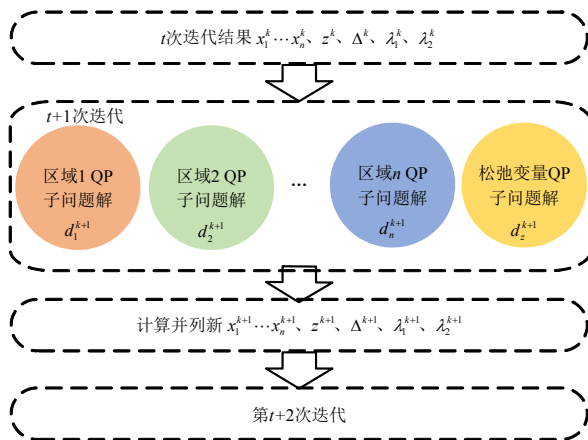


图 2 ADMM-SQP 算法框架

Fig. 2 ADMM-SQP algorithm framework

### 5 算例分析

为了验证所提的基于区域解耦的时空双尺度电动汽车充放电调度策略的可行性和有效性，本节分别结合 IEEE33 节点仿真算例和实际系统进行分析。其中 IEEE33 节点系统，包含有发电机组、配电网以及电动汽车等元件。节点负荷数据见表 3、4。发电机组包括 10 台相同型号的火电机组和新能源机组，具体参数如表 5、6 所示，仿真相关参数

表 3 各时段负荷分布

Table 3 Load distribution in each period

时刻	负荷/MW	时刻	负荷/MW	时刻	负荷/MW
01:00	126.63	09:00	225.5	17:00	288.0
02:00	128.7	10:00	273.5	18:00	295.0
03:00	133.1	11:00	308.5	19:00	278.6
04:00	139.8	12:00	334.5	20:00	278.2
05:00	144.1	13:00	330.9	21:00	250.6
06:00	169.2	14:00	321.1	22:00	207.1
07:00	178.8	15:00	311.7	23:00	163.9
08:00	195.6	16:00	303.6	24:00	138.5

表 4 各节点基础负荷

Table 4 Base load of each node

节点	负荷/MW	节点	负荷/MW	节点	负荷/MW
1	10	12	6	23	42
2	9	13	12	24	42
3	12	14	6	25	6
4	6	15	6	26	6
5	6	16	6	27	6
6	20	17	9	28	12
7	20	18	9	29	20
8	6	19	9	30	15
9	6	20	9	31	21
10	4.5	21	9	32	6
11	6	22	9	0	0

表 5 火电机组参数

Table 5 Parameters of thermal power unit

类型	视在功率/MW	有功上下限/MW	功率因数
汽轮机	60	20/48	0.8

表 6 新能源机组参数

Table 6 Parameters of new energy unit

类型	额定功率/MW	有功上下限/MW
风电机组	40	0/40
光伏机组	20	0/20

如表 7 所示。

表 7 仿真参数设置

Table 7 Setting of simulation parameters

参数	取值	参数	取值
$\Delta^0$	0.5	$\varepsilon$	$10^{-4}$
$\beta_1$	0.8	$\beta_2$	0.8

#### 5.1 分区结果

依据本文提出的分区方法对配电网进行分区，具体结果如图 3。本文设定连接线耦合度阈值为 0.30，图 3(a)为按照城市功能划分区域的结果，其中商业区的节点集合为{1, 2,..., 7, 18,19, ...,24}，居民区的节点集合为{8, 9,..., 16, 17}，办公区的节点集合为{25, 26,..., 32}；3(b)为未考虑居民生活特性的电力系统分区结果。图 3(c)为本文所提综合电力系统分区方法，红色线段表示为耦合度低于耦合度阈值的连接线。节点 1 与节点 2 之间的耦合度为 0.28，节点 7 和节点 8 之间的耦合度为 0.17，节点 5 和节点 25 之间耦合度为 0.28，均低于耦合度阈值。可以看出，传统城市功能分区和电力系统分区所得区域内仍然含有耦合度低的连接线，这是由于这两种方法未综合考虑系统的电气特性以及区域生产生活特性和电动汽车区域特性，导致相同区域内出

现负荷特性或电动汽车特性不同的节点。

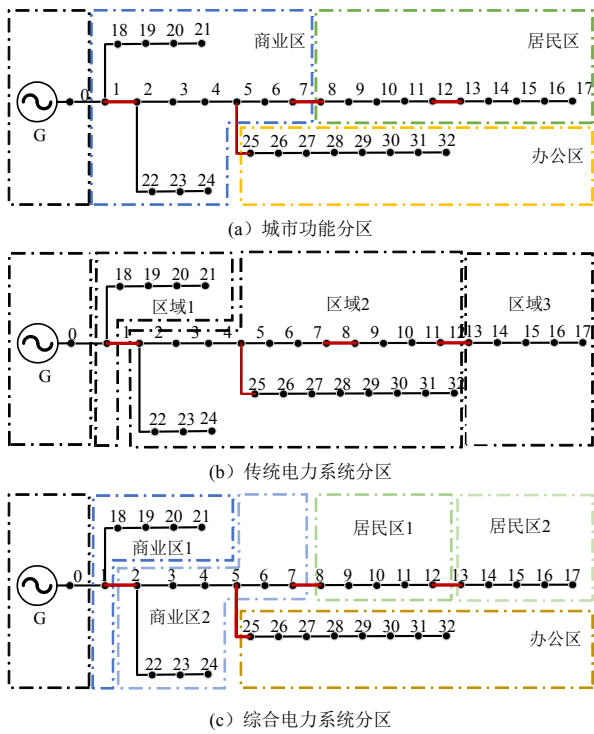


图3 配电网分区结果

Fig. 3 Distribution network zoning results

### 5.2 最优充放电数目优化

假设配电网中有 20000 辆电动汽车，电池容量为 35kW·h，设置最大充放电功率为 18kW，充电效率为 0.9，EV 的初始SOC 满足正态分布  $N_{TS}(50,10^2)$ 。经过优化调度后的电动汽车充电放电负荷在配电网中的时空分布如图 4 所示。

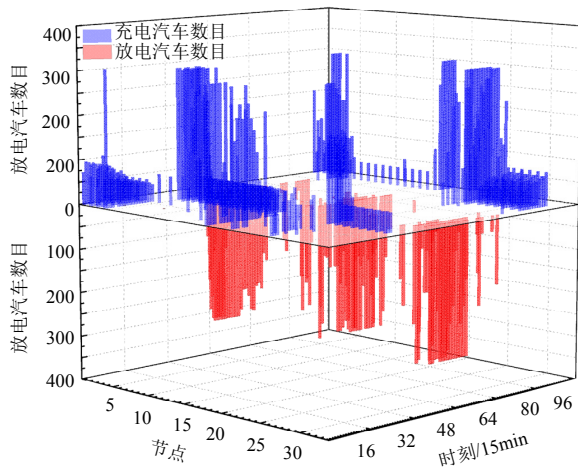


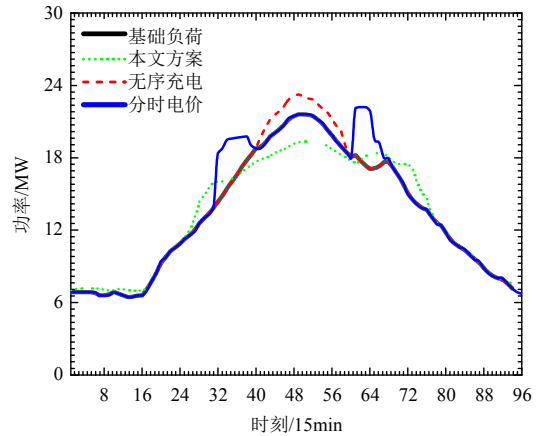
图4 配电网最优充放电汽车数目分布

Fig. 4 Distribution of optimal number of charging vehicles in distribution network

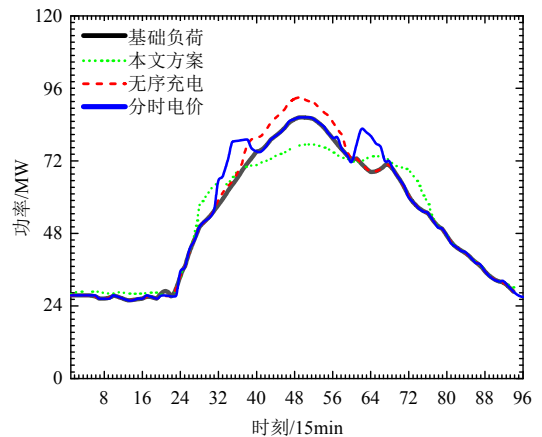
### 5.3 不同充电策略下的负荷曲线

不同充电策略下的各区域以及配电网整体负荷曲线如图 5 所示。

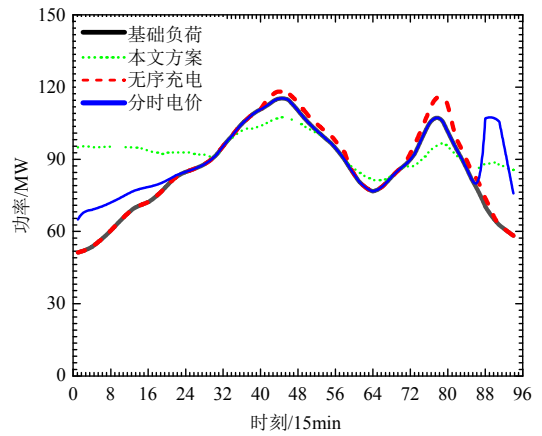
由图 5 可以看出，居民区用户的充电行为集中



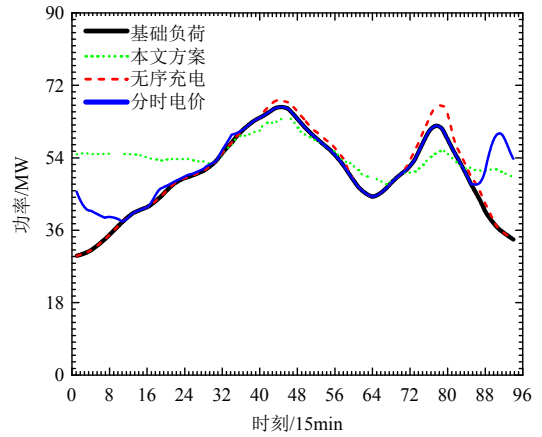
(a) 商业区1



(b) 商业区2



(c) 居民区1



(d) 居民区2



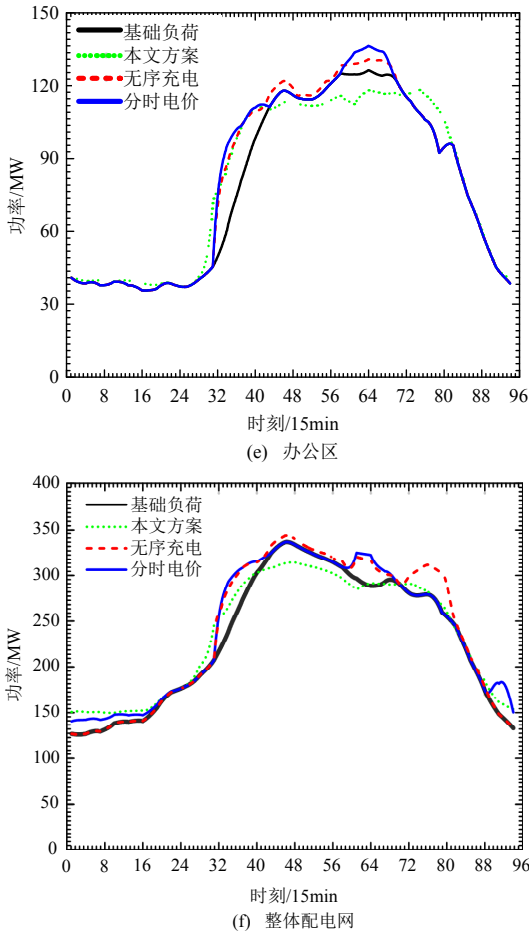


图 5 分区和整体优化曲线

Fig.5 Regional and overall optimization curves

在中午和夜间，基础负荷的负荷高峰出现在中午和晚上；办公区用户的充电行为集中在上午和下午，基础负荷在中午时达到高峰；商业区用户的基础负荷高峰也主要集中在中午，但波峰较办公区更宽。

无序充电时，由于用户充电习惯与人们的生活用电习惯相一致，导致高峰时刻的基础负荷与无序充电负荷相叠加，出现了“峰上加峰”的现象。在固定分时电价机制下，用户为了降低充电成本，大多数用户会选择在谷时段将 EV 接入电网，导致在基础负荷低谷时段出现了新的负荷高峰。传统分时电价下电动汽车参与调度后的配电网曲线如图 5 红色虚线所示，分时电价的相关数据来源于文献[4]。由无序充电与分时电价下电动汽车充电需求仿真曲线的对比可以看出，相较于无序充电，分时电价能更好地引导用户的充电行为，平抑负荷曲线，但会导致负荷低谷时段出现新的负荷高峰。而在本文所提电价策略下，负荷曲线的波动具有明显的改善，对比图 5 中各方法下的负荷曲线，可以看出相较于分时电价，本文所提的动态电价策略下的调度削峰填谷效益更加显著。

### 5.4 新能源接入对电动汽车调度的影响

如图 6 所示，采用文献[17]的方法将新能源出力曲线和传统负荷曲线结合起来，得到考虑新能源出力的等效负荷曲线。可见新能源接入后，传统机组的发电量减少，系统的运行成本得到了降低。但由于新能源的反调峰特性，导致等效负荷曲线峰谷差进一步增大。依据本文的调度方案对电动汽车进行调度后，相较于新能源接入前，00:00—05:00(图中 0 至 20 时段)的电动汽车最优充电数目提升，同时 13:00—16:00(图中 52 至 64 时段)的最优放电数目增加。因此，受新能源出力的影响，电动汽车参与充放电调度的时段和功率都有所增加，以应对由新能源接入所扩大的负荷峰谷差。

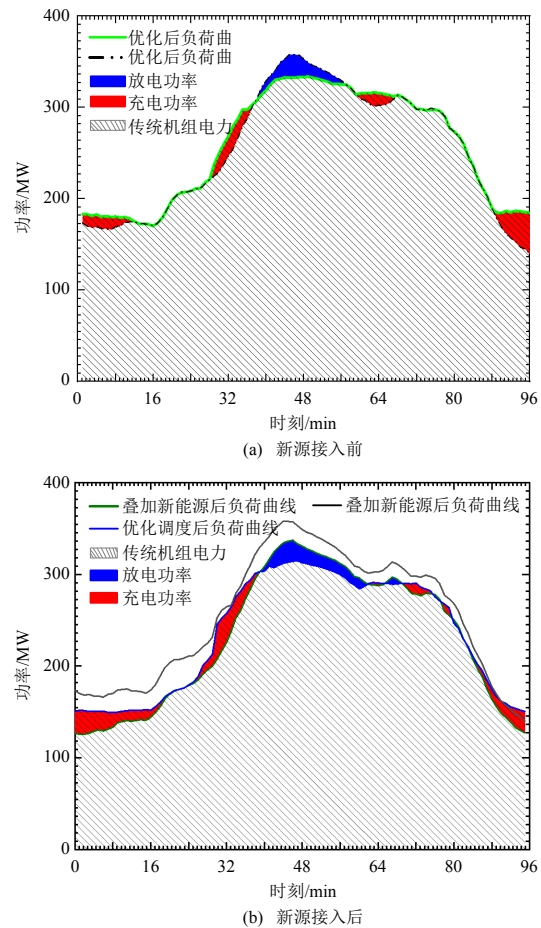


图 6 新能源接入前后调度结果

Fig. 6 Scheduling results before and after new energy access

### 5.5 不同用户参与度下的调度结果

设用户参与度为 $\lambda$ 为用户参与调度的意愿为高意愿或完全服从的比例。为了便于比较，分析了用户参与度 $\lambda$ 分别为 20%、40%、60%、80%时电网整体优化曲线，仿真结果如图 6 所示。

由图 7 可见，用户参与度 $\lambda$ 越高，负荷峰谷差

越小，其原因在于当用户响应度较高时，EV 集群的充电负荷转移能力变大，负荷高峰时段更多的充电需求通过优化策略被转移到了负荷谷时段。

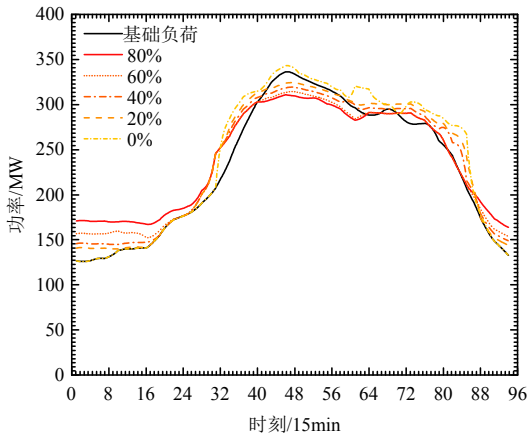


图7 不同参与度下配电网负荷优化曲线

Fig. 7 Load optimization curve of distribution network with different participation

### 5.6 算法比较分析

为了验证本文所提分区调控策略的优越性，将其控制效果与文献[18]的 ADMM 算法的效果进行比较，目标函数与约束条件与本文所述相同。

ADMM 算法和 ADMM-SQP 算法收敛波形如图 8 所示。ADMM 算法要经过 92 次才可以收敛，而本文所提 ADMM-SQP 算法仅需要迭代 59 次就可收敛到  $\epsilon$ ，从两者的对比可知，相同情况下，ADMM-SQP 算法的收敛速度更快，更有利于应用大规模配电网中的电动汽车优化调度。

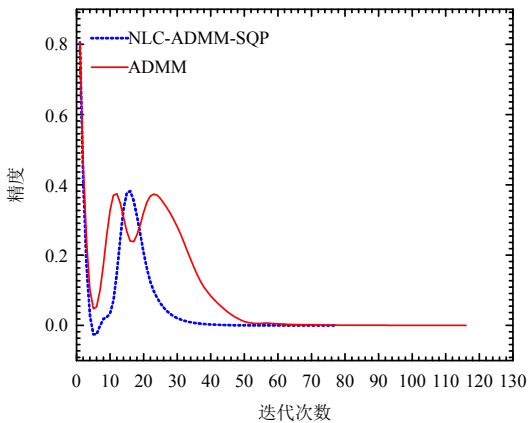


图8 收敛性对比图

Fig. 8 Convergence comparison chart

### 5.7 不同调度方案下系统网损

图 9 为各时段优化前后系统内总网损的对比。对比结果表明，经过有序充电优化后系统总网损明显降低，本文的方案和未考虑空间尺度的调度方案总网损耗比无序充电小，但在小部分时刻高于无序充电。这是因为在采取调度后，部分时刻电网中电

动汽车充电数目相多于无序充电下的数目。本文的方案较未考虑空间尺度的调度方案，区域配电网全天的总损耗由 230.89MW·h 降为 213.87MW·h，下降了 7.8%。这表明本文所提的基于区域解耦的时空双尺度电动汽车优化调度能够进一步降低配电网的网络损耗。可见通过空间尺度的调度，可以优化系统潮流，减少网络损耗。

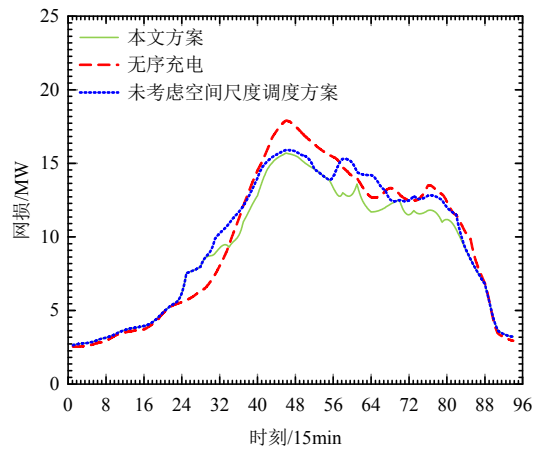
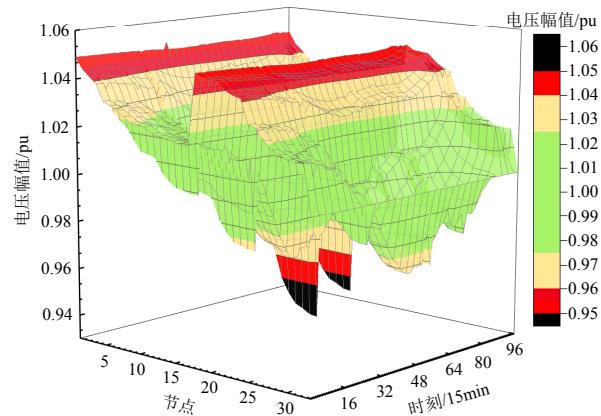


图9 配电网网损曲线

Fig. 9 Distribution network loss curve

### 5.8 不同调度方案下系统电压偏差

图 10(a)为优化前系统电压偏差，图 10(b)为优化后系统电压偏差。图中绿色表示电压水平处于安全范围，黄色为预警范围，红色表示临界范围，黑色表示越限。可见在优化前，14:00—14:15 时间段内节点 12 至 17 与 18:00—次日 14:15 时间段内节点 14 至 17 电压幅值均超过了安全范围，大于 1.05。通过优化调度后，处于红色与黄色区域的节点减少，无节点处于黑色区域，可见电网整体电压水平得到提升，原越限节点的电压幅值均低于限值，更多节点处于安全范围内，且系统的全天电压偏差量最大值由 0.04899pu 降至 0.04206pu，降低了 14.15%，可见通过电动汽车空间尺度的优化调度可



(a) 优化前系统电压偏差

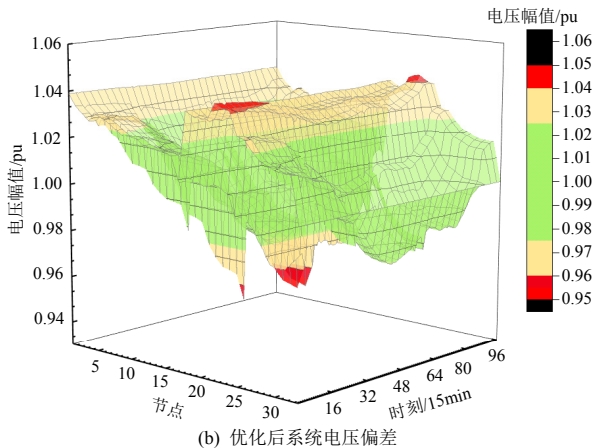


图 10 优化前后电压幅值

Fig. 10 Voltage amplitude before and after optimization  
提高系统的电能质量，有利于系统安全稳定运行。

### 5.9 实际配电网算例

图 11 为吉林省梅河口市某地区的 10kV 配电网负荷节点连接图，详细节点负荷数据见参考文献[19]，线路单位长度的电阻为 0.0778Ω/km，假定配电网中有 1500 辆电动汽车。依据本文提出分区方法对其进行分区后得到如图所示分区，各分区典型日负荷曲线以及整体配电网负荷曲线如附图 A1 所示。

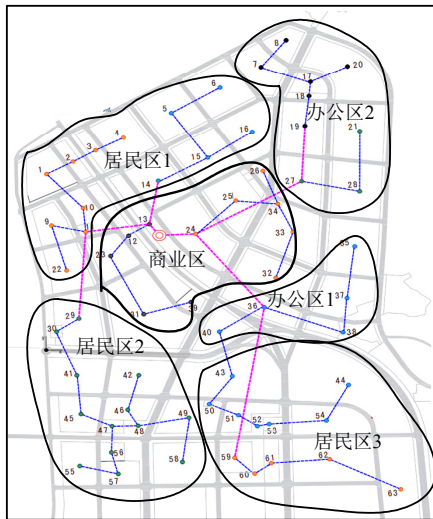


图 11 实际配电网分区

Fig. 11 Voltage amplitude before and after optimization

图 12 为优化前后以及无序充电配电网负荷曲线。从图中可以看出，通过调度后负荷峰谷差从 27.09MW 降低至 20.33MW，降低了 24%。图 13 为各时段优化前后系统内总网损的对比图，对比结果表明，经过本文的方法对系统内电动汽车进行调度后，区域配电网全天的总损耗由优化前的 41.72MW·h 降为 36.6MW·h，下降了 12.27%。这表明，本文所提的基于区域解耦的时空双尺度电动汽

车优化调度可以在减少系统峰谷的同时降低区域配电网内的线路损耗，在实际配电网中也具有较好的优化效果，具有一定的实际应用价值。

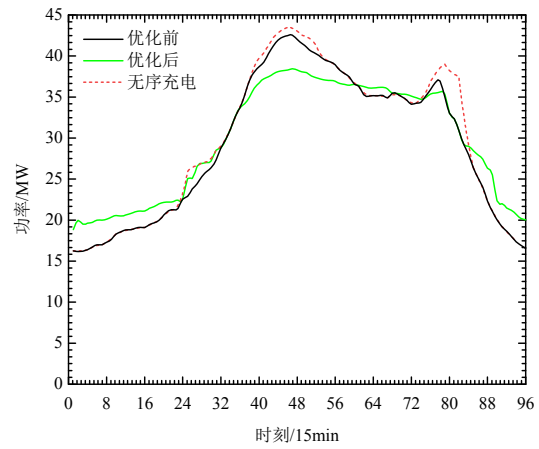


图 12 实际配电网负荷优化曲线

Fig. 12 Actual distribution network load optimization curve

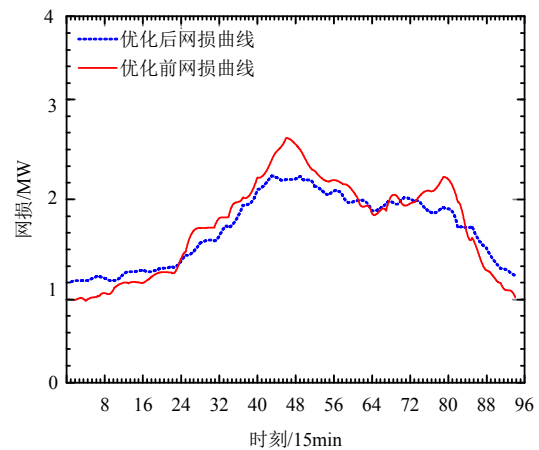


图 13 实际配电网网损曲线

Fig. 13 Load optimization curve of distribution network with different participation

## 6 结论

本文提出了基于区域解耦的时空双尺度电动汽车充放电调度策略，该调度策略能从时空双尺度对电动汽车的充放电进行协调优化，同时采用分区调度，针对各分区的不同负荷特性以及用户特性采取建立不同的调度模型。并利用 ADMM-SQP 算法对模型进行分区解耦求解，最后基于 IEEE33 节点构建了一个仿真模型，对所提的基于区域解耦的时空双尺度电动汽车优化调度策略进行了仿真分析。得出以下结论：

1) 相较于城市功能分区和传统电力系统分区方案，所提出的综合配电网分区方案综合考虑了区域内的电气、生产生活和电动汽车出行特性，所得

分区内部无弱耦合连接线,更有利于实际调度方案的实施。

2) 相比于传统分时电价充电策略和无序充电而言,所提 EV 分区动态电价策略根据不同分区充电特性,高效引导电动汽车有序调度,降低了负荷曲线的峰谷差,平抑了负荷波动。

3) 相较于单一时间尺度的优化调度,所提出的时空双尺度调度策略,能够在降低负荷峰谷差的同时有效减少系统网损和电压偏差,使得配电网运行的经济性得到提升。

4) 相较于传统 ADMM 算法,所提出的 ADMM-SQP 算法可以更好的解决潮流约束中的复杂非凸约束,通过引入信赖域改进 QP 问题的求解,提升了 QP 子问题的收敛性。同时通过区域解耦将复杂串行运算改为简单的并行运算,提高了计算效率。

## 参考文献

- [1] 颜伟,王芳,唐文左,等.基于电源分区与短路阻抗距离的电压无功分区方法[J].电力系统保护与控制,2013,41(7): 109-115.  
YAN Wei, WANG Fang, TANG Wenzuo, et al. Network partitioning for reactive power/voltage control based on power sources clustering and short-circuit impedance distance[J]. Power System Protection and Control, 2013, 41(7): 109-115(in Chinese).
- [2] MEHRJERDI H, LEFEBVRE S, SAAD M, et al. A decentralized control of partitioned power networks for voltage regulation and prevention against disturbance propagation[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2013, 28(2): 1461-1469.
- [3] LI Zhenkun, LOU Yuehuan, LIU Jun, et al. Optimal partition of power distribution network service areas based on improved K-Means algorithm[C]//Proceedings of 2014 International Conference on Power System Technology. Chengdu: IEEE, 2014: 883-889.
- [4] 孙晓明,王玮,苏粟,等.基于分时电价的电动汽车有序充电控制策略设计[J].电力系统自动化,2013,37(1): 191-195.  
SUN Xiaoming, WANG Wei, SU Su, et al. Coordinated charging strategy for electric vehicles based on time-of-use price[J]. Automation of Electric Power Systems, 2013, 37(1): 191-195(in Chinese).
- [5] 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(in Chinese).
- [6] NAFISI H, AGAH S M M, ABYANEH H A, et al. Two-stage optimization method for energy loss minimization in microgrid based on smart power management scheme of PHEVs[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2016, 7(3): 1268-1276.
- [7] 张谦,刘超,周林,等.计及可入网电动汽车最优时空分布的双层经济调度模型[J].电力系统自动化,2014,38(20): 40-45.  
ZHANG Qian, LIU Chao, ZHOU Lin, et al. A bi-level economy dispatch model considering temporal and spatial optimal distribution of electric vehicles[J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(20): 40-45(in Chinese).
- [8] MALHOTRA A, BINETTI G, DAVOUDI A, et al. Distributed power profile tracking for heterogeneous charging of electric vehicles[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2017, 8(5): 2090-2099.
- [9] 韩海英,和敬涵,王小君,等.基于改进粒子群算法的电动车参与负荷平抑策略[J].电网技术,2011,35(10): 165-169.  
HAN Haiying, HE Jinghan, WANG Xiaojun, et al. An improved particle swarm optimization-based load response strategy with participation of vehicle to grid [J]. Power System Technology, 2011, 35(10): 165-169(in Chinese).
- [10] 王晞,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(in Chinese).
- [11] WEN Chaokai, CHEN J C, TENG J H, et al. Decentralized plug-in electric vehicle charging selection algorithm in power systems[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2012, 3(4): 1779-1789.
- [12] ARDAKANIAN O, KESHAV S, ROSENBERG C. Real-time distributed control for smart electric vehicle chargers: from a static to a dynamic study[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2014, 5(5): 2295-2305.
- [13] CHEN Niangjun, TAN C W, QUEK T Q S. Electric vehicle charging in smart grid: optimality and valley-filling algorithms[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2014, 8(6): 1073-1083.
- [14] YANG Jun, HE Lifu, FU Siyao. An improved PSO-based

charging strategy of electric vehicles in electrical distribution grid[J]. Applied Energy, 2014, 128: 82-92.

- [15] 康雨豪, 王玥瑶, 夏竹君, 等. 利用 POI 数据的武汉城市功能区划分与识别[J]. 测绘地理信息, 2018, 43(1): 81-85.

KANG Yuhao, WANG Yueyao, XIA Zhujun, et al. Identification and classification of Wuhan urban districts based on POI[J]. Journal of Geomatics, 2018, 43(1): 81-85(in Chinese).

- [16] 石国春. 关于序列二次规划(SQP)算法求解非线性规划问题的研究[D]. 兰州: 兰州大学, 2009.

SHI Guochun. Research on algorithm of sequential quadratic programming for nonlinear programming problems[D]. Lanzhou: Lanzhou University, 2009(in Chinese).

- [17] 寇凌峰, 吴鸣, 李洋, 等. 主动配电网分布式有功无功优化调控方法[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(6): 1856-1864.

KOU Lingfeng, WU Ming, LI Yang, et al. Optimization and control method of distributed active and reactive power in active distribution network[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(6): 1856-1864(in Chinese).

- [18] 于大洋, 宋曙光, 张波, 等. 区域电网电动汽车充电与风电协同调度的分析[J]. 电力系统自动化, 2011, 35(14): 24-29.

YU Dayang, SONG Shuguang, ZHANG Bo, et al. Synergistic dispatch of PEVs charging and wind power in Chinese regional power grids[J]. Automation of Electric Power Systems, 2011, 35(14): 24-29(in Chinese).

- [19] 肖白, 郭蓓, 姜卓, 等. 基于负荷点聚类分区的配电网网架规划方法[J]. 电力建设, 2018, 39(11): 85-95.

XIAO Bai, GUO Bei, JIANG Zhuo, et al. Distribution network planning method based on clustering blocks of load nodes[J]. Electric Power Construction, 2018, 39(11):

85-95(in Chinese).

#### 附录 A

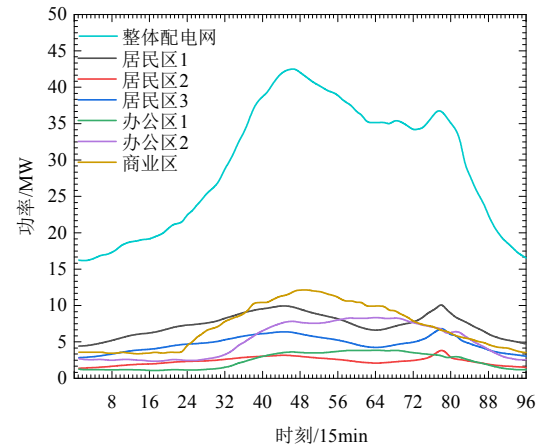


图 A1 实际配电网各分区及整体负荷曲线

Fig. A1 Actual distribution network zoning and overall load curve



葛晓琳

在线出版日期: 2022-09-07。

收稿日期: 2022-05-16。

作者简介:

葛晓琳(1988), 女, 副教授, 硕士生导师, 研究方向为电力优化调度等, gexiaolin2005@126.com;

曹士鹏(1999), 男, 硕士研究生, 研究方向为电动汽车优化调度, 2601526384@qq.com;

\*通信作者: 符杨(1968), 男, 博士, 教授, 研究方向为电力系统优化、规划等, mfudong@126.com;

胡文哲(1999), 男, 硕士研究生, 研究方向为电动汽车优化调度, 2378203254@qq.com。

(责任编辑 邱丽萍)