

DOI: 10.12158/j.2096-3203.2024.04.016

# 含电动汽车的主动配电网多目标分层优化调度

杨晓辉, 王晓鹏, 邓叶恒

(南昌大学信息工程学院, 江西 南昌 330031)

**摘要:**为了协调电动汽车车主和主动配电网2个不同主体之间的利益关系,针对电动汽车接入后主动配电网的优化调度问题,文中提出一种考虑电动汽车充电综合满意度和主动配电网运行效益的多目标分层优化方法。上层模型注重最大化电动汽车车主的充电利益,采用归一化法向约束法求解电动汽车的最优充放电计划,并将其输入下层优化模型。下层模型旨在最大化主动配电网的运行效益,根据电动汽车的充放电计划调整可控分布式电源的输出功率,采用二阶锥松弛转换法和带权极小模理想点法求解该非线性多目标问题。仿真结果表明,所提含电动汽车的主动配电网多目标分层优化方法能够在促使电动汽车充电综合满意度超过0.9的同时,减少有功网损约94.12%、运行成本约30.90%,实现电动汽车车主和主动配电网的双赢。

**关键词:**电动汽车;主动配电网;分层优化;多目标优化;归一化法向约束法;带权极小模理想点法;二阶锥松弛转换法

中图分类号:TM732

文献标志码:A

文章编号:2096-3203(2024)04-0156-10

## 0 引言

为了有效推动节能减排和公共领域用车电动化,我国将按照《新能源汽车产业发展规划(2021-2035年)》的部署,加快发展规模化新能源汽车产业<sup>[1-2]</sup>。然而,电动汽车(electric vehicle, EV)的规模化接入可能导致主动配电网的峰值负荷增加,从而对系统的安全性和稳定性造成不利影响。为了应对EV接入给主动配电网调度带来的挑战,对EV进行集中管理,既可以有效缓解供应电网的负荷压力,又可以就地消纳可再生能源,实现用电低碳化<sup>[3-4]</sup>。同时,通过车对网(vehicle to grid, V2G)技术,可以实现EV与电网的双向互动,提高系统的运行效益<sup>[5-6]</sup>。

目前,国内外许多学者针对EV接入电网后的调度问题进行了深入研究<sup>[7-13]</sup>。文献[9]探讨了如何利用V2G技术将EV作为临时储能系统来减少微电网耗能。文献[10]基于Stackelberg博弈理论建立了EV充换储一体化电站和电网的双层优化调度模型,旨在实现两者利益最大化和协调发展,同时减少潜在资源的浪费。文献[12]提出了一种EV智能充电策略,在高比例可再生能源接入电网的场景下能有效实现负荷削峰填谷。文献[13]基于EV时空负荷分布特性,构建了主动配电网动态重构与有功、无功联合优化数学模型,保证了EV充电负荷对主动配电网运行的安全性和经济性。从上述文献的分析可以看出,执行V2G技术的EV充放电调

度对提高电力系统的运行效益有重要作用,但目前的研究很少像文献[10]和文献[12]那样关注EV在充电过程中的利益问题,而这对于改善主动配电网用户体验是非常重要的。

储能系统具备快速调节功率和供蓄能双重功能,对平衡电网负荷波动、提升电压质量<sup>[14]</sup>等方面具有重要意义,是主动配电网实现分布式能源灵活接入和网络优化控制的核心技术,其配置参量将直接决定主动配电网对于分布式能源主动管理的效能。为此,须重点探讨主动配电网中储能系统的优化配置策略,以充分发挥储能系统对于主动配电网的作用。文献[15-17]分别分析了配电网中储能系统对于提升风电消纳、增强供电可靠性和缓解电压偏差的作用,并提出相应的算法或模型去解决相关问题。然而,配电网中储能配置的优化不应只考虑单一的运行效益,还要针对系统网损制定相应措施,这通常是一个涉及多维利益的非线性多目标问题,需要进一步深入研究。

基于以上讨论,文中构建了考虑EV有序充放电行为和车主充电利益的主动配电网多目标分层优化调度模型。上层模型以EV车主的充电利益最大化为目标,对EV的充放电计划进行优化,并将优化结果传递至下层模型。下层模型以主动配电网多重运行效益最大化为目标,基于上层模型的数据,利用二阶锥松弛转换法和带权极小模理想点法求解非线性多目标问题,优化调节系统内可控分布式电源的出力。通过算例仿真分析,验证了所提模型和算法的有效性和优越性。

收稿日期:2023-12-30;修回日期:2024-03-07

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61963026)

## 1 分层优化模型

### 1.1 分层优化架构

首先,各 EV 通过智能充电桩入网后,系统控制中心将收集 EV 的停驻时间、EV 电池的荷电状态 (state of charge, SOC)、EV 充电需求和充放电单位电价等信息。随后,上层优化模型以最大化 EV 车主综合满意度和最小化充电功率波动为目标优化各 EV 充放电功率,并将 EV 电池的 SOC 实时发送给系统控制中心进行调整。与此同时,下层优化模型以主动配电网多重运行效益最大化为目标,叠加上层优化模型的充电负荷数据,通过控制中心执行优化调度得到各设备发电功率,以满足系统供需平衡。整个分层优化逻辑框架如图 1 所示。

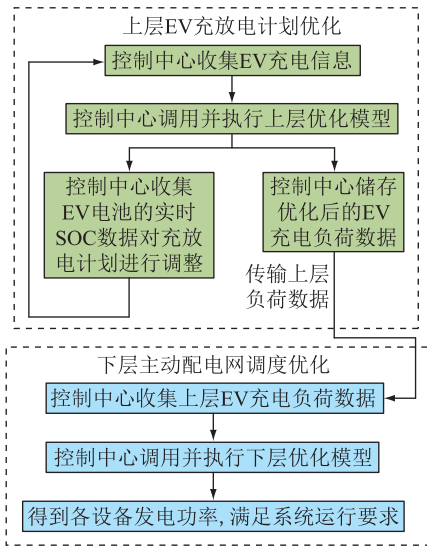


图 1 分层优化逻辑框架

Fig.1 Layered optimization logical framework

### 1.2 上层 EV 充放电计划优化模型

智能充电桩根据车主的行驶习惯和费用支出优化 EV 充放电计划,但同时也会对车主的出行便利性造成影响。为满足 EV 车主充电费用支出和出行便利两方面的需求,文中建立了一个基于 EV 充电综合满意度的多目标优化模型,以最大化 EV 车主充电利益为目标,优化 EV 充放电负荷分布。

#### 1.2.1 上层优化模型目标函数

第一个目标函数是最大化充电过程中 EV 车主的综合满意度:

$$\max Z_1 = \sum_{i=1}^{N_{ev}} (\kappa_p \theta_i^p + \kappa_c \theta_i^c) \quad (1)$$

式中:  $Z_1$  为 EV 车主综合满意度;  $\theta_i^p$ 、 $\theta_i^c$  分别为第  $i$  辆 EV 的充电费用满意度和出行便利满意度;  $N_{ev}$  为 EV 的数量;  $\kappa_p$ 、 $\kappa_c$  为权重系数,文中利用熵权法确

定权重系数的具体数值。

(1) 充电费用满意度。

$$\theta_i^p = 1 - \frac{R_{i,ev}^+ - R_{i,ev}^-}{R_{i,ev}^+ - R_{i,ev}^-} \quad (2)$$

式中:  $R_{i,ev}^+$ 、 $R_{i,ev}^-$  分别为第  $i$  辆 EV 在停驻时间内车主所需承受的最大和最小充电费用;  $R_{i,ev}$  为第  $i$  辆 EV 的充电费用,具体形式如式(3)所示。

$$R_{i,ev} = \sum_{t=1}^{T_{ev}} (P_{i,t}^{ev,chr} R_t^{ev,chr} U_{i,t}^{ev,chr} \Delta t + P_{i,t}^{ev,dis} R_t^{ev,dis} U_{i,t}^{ev,dis} \Delta t) \quad (3)$$

式中:  $P_{i,t}^{ev}$  为第  $i$  辆 EV 在  $t$  时刻的充放电功率,  $P_{i,t}^{ev}$  的值为正时表示充电,为负表示放电;  $U_{i,t}^{ev,chr}$ 、 $U_{i,t}^{ev,dis}$  分别为第  $i$  辆 EV 在  $t$  时刻的充电和放电状态,当 EV 处于充电或放电模式时,相应的状态变量取值为 1;  $R_t^{ev,chr}$ 、 $R_t^{ev,dis}$  分别为  $t$  时刻的 EV 充电和放电分时电价;  $\Delta t$  为时间间隔;  $T_{ev}$  为 EV 充电周期。

(2) 出行便利满意度。出行便利满意度与 EV 电池的 SOC 有关:当 EV 忽略费用因素而以最快速度充满电时, SOC 将以最大增长率迅速达到上限并维持稳定,此时, EV 在停驻时间内累计 SOC 之和最大,出行便利度也将达到最高。

$$\theta_i^c = \sum_{t=1}^{T_{ev}} S_{i,t}^{ev,soc} / \bar{S}_i^{ev,soc} \quad (4)$$

式中:  $S_{i,t}^{ev,soc}$  为第  $i$  辆 EV 在  $t$  时刻的 SOC;  $\bar{S}_i^{ev,soc}$  为第  $i$  辆 EV 在停驻时间内以最快速度充电所累计的 SOC 值上限。

第二个目标函数强调 EV 进行有序充电,以最小化充电桩功率波动为优化目标,减少对主动配电网的冲击,防止“羊群效应”现象的发生。

$$\min Z_2 = \sum_{t=2}^{T_{ev}} \left| \sum_{i=1}^{N_{ev}} P_{i,t}^{ev} - \sum_{i=1}^{N_{ev}} P_{i,t-1}^{ev} \right| \quad (5)$$

式中:  $Z_2$  为充电桩功率波动。

#### 1.2.2 上层优化模型约束条件

(1) 充放电功率约束。

$$P_{ev,dis}^{\max} \leq P_{i,t}^{ev} \leq P_{ev,chr}^{\max} \quad (6)$$

式中:  $P_{ev,dis}^{\max}$ 、 $P_{ev,chr}^{\max}$  分别为 EV 的最大放电功率和最大充电功率。

(2) 充放电状态约束。

$$0 \leq U_{i,t}^{ev,chr} + U_{i,t}^{ev,dis} \leq 1 \quad (7)$$

(3) SOC 约束。

$$S_{ev,soc}^{\min} \leq S_{i,t}^{ev,soc} \leq S_{ev,soc}^{\max} \quad (8)$$

$$S_{i,t}^{ev,soc} E_{ev} = S_{i,t-1}^{ev,soc} E_{ev} + P_{i,t}^{ev} U_{i,t}^{ev,chr} \eta_{ev,chr} \Delta t - P_{i,t}^{ev} U_{i,t}^{ev,dis} \Delta t / \eta_{ev,dis} \quad (9)$$

式中:  $S_{ev,soc}^{\max}$ 、 $S_{ev,soc}^{\min}$  分别为 SOC 值的上、下限;  $E_{ev}$  为

EV 电池的额定容量;  $\eta_{ev,chr}$ 、 $\eta_{ev,dis}$  分别为 EV 的充电和放电效率。

### 1.3 下层主动配电网调度优化模型

#### 1.3.1 相似形储能法

相似形储能法的含义为:设定储能系统的充放电功率由负荷与平均负荷的偏差曲线以及储能系统的总容量共同决定,以保证储能作用后系统的负荷分布与原有的负荷分布特性相似。

(1) 若  $t$  时刻的负荷高于其平均负荷,则该时刻储能系统放电,其放电功率为:

$$P_t^{ess,dis} = |P_t^d - P_d^{avg}| E_{ess} / S_d \quad (10)$$

式中:  $P_t^{ess,dis}$  为  $t$  时刻储能系统的放电功率;  $P_t^d$  为  $t$  时刻系统电负荷;  $P_d^{avg}$  为系统全天平均负荷;  $E_{ess}$  为储能系统总容量,属于决策变量,且  $E_{ess} \leq S_d$ ;  $S_d$  为理想削峰电能,表示峰荷时段下实时电负荷与平均电负荷之差的总和,具体如式(11)所示。

$$S_d = \sum_t (P_{t=t_f}^d - P_d^{avg}) \Delta t \quad (11)$$

式中:  $P_{t=t_f}^d$  为峰荷时段的系统电负荷。

(2) 若  $t$  时刻的负荷低于其平均负荷,则该时刻储能系统充电,其充电功率为:

$$P_t^{ess,chr} = |P_d^{avg} - P_t^d| E_{ess} / S_d \quad (12)$$

式中:  $P_t^{ess,chr}$  为  $t$  时刻储能系统的充电功率。

图 2 展示了应用相似形储能法后负荷的变化情况。

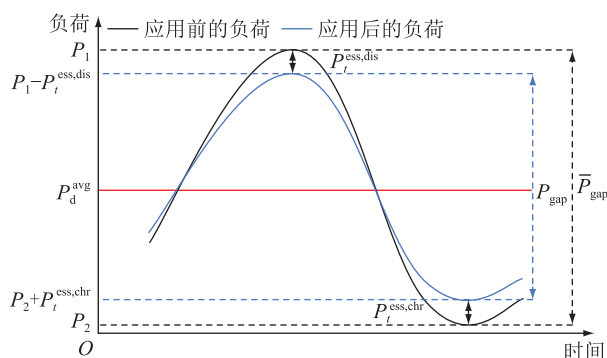


图 2 相似形储能法应用示意

Fig.2 Schematic diagram of the application of the similar shape energy storage method

由图 2 可得应用相似形储能法前、后的负荷峰谷差分别为:

$$\bar{P}_{gap} = P_1 - P_2 \quad (13)$$

$$P_{gap} = P_1 - P_t^{ess,dis} - (P_2 + P_t^{ess,chr}) \quad (14)$$

式中:  $\bar{P}_{gap}$ 、 $P_{gap}$  分别为主动配电网接入储能系统前、后系统负荷的峰谷差;  $P_1$  为原电负荷的最大值;  $P_2$  为原电负荷的最小值。

结合式(10)、式(12),得到接入储能系统后的

负荷峰谷差为:

$$P_{gap} = \bar{P}_{gap} (1 - E_{ess} / S_d) \quad (15)$$

由式(15)可知,主动配电网中接入的储能系统总容量越大,应用相似形储能法后对负荷的削峰填谷效果就越明显。

#### 1.3.2 下层优化模型目标函数

文中以 24 h 为系统运行周期,1 h 为时间间隔,以主动配电网多重运行效益最大化为目标建立下层优化模型。该模型的目标函数形式为:

$$\begin{cases} \min f_1 = \sum_{t=1}^T \sum_{jk \in \varphi} I_{jk,t}^2 R_{jk} \\ \min f_2 = \left| \sum_{t=1}^T V_t^p - T \right| \\ \min f_3 = \bar{P}_{gap} (1 - E_{ess} / S_d) \\ \min f_4 = \sum_{t=1}^T C_t^F \end{cases} \quad (16)$$

式中:  $f_1$ 、 $f_2$ 、 $f_3$ 、 $f_4$  分别为系统网损、节点电压质量、负荷峰谷差和系统运行成本;  $T$  为调度周期,文中取 24 h;  $jk$  为以  $j$  和  $k$  节点为端点的支路;  $\varphi$  为主动配电网的支路集合;  $I_{jk,t}$  为  $t$  时刻支路  $jk$  的电流;  $R_{jk}$  为支路  $jk$  的电阻;  $V_t^p$  为  $t$  时刻所有节点的电压质量之和,用于反映系统的电压偏移程度,具体如式(17)所示;  $C_t^F$  为  $t$  时刻配电网的发电成本,具体如式(18)所示。

$$V_t^p = \sum_{j=1}^{N_b} \frac{(V_{j,t} - V_{j,min})(V_{j,max} - V_{j,t})}{N_b(\bar{V}_j - V_{j,min})(V_{j,max} - \bar{V}_j)} \quad (17)$$

式中:  $N_b$  为主动配电网节点数;  $V_{j,t}$  为  $t$  时刻  $j$  节点的电压;  $\bar{V}_j$  为  $j$  节点的电压额定值;  $V_{j,max}$ 、 $V_{j,min}$  分别为  $j$  节点的电压上、下限。

$$C_t^F = C_t^{grid} P_t^G + C_{wt} P_t^{wt} + C_{pv} P_t^{pv} + C_{ess} (P_t^{ess,dis} + P_t^{ess,chr}) \quad (18)$$

式中:  $C_t^{grid}$  为单位购电成本;  $C_{wt}$ 、 $C_{pv}$ 、 $C_{ess}$  分别为风机、光伏和储能系统的单位维护成本;  $P_t^G$  为  $t$  时刻的购电功率;  $P_t^{wt}$ 、 $P_t^{pv}$  分别为  $t$  时刻风机、光伏的发电功率。

#### 1.3.3 下层优化模型约束条件

(1) 潮流约束。

$$V_{k,t}^2 = V_{j,t}^2 + I_{jk,t}^2 (R_{jk}^2 + X_{jk}^2) - 2(P_{jk,t} R_{jk} + Q_{jk,t} X_{jk}) \quad (19)$$

$$P_{k,t} = P_{jk,t} - I_{jk,t}^2 R_{jk} - \sum_{l \in \partial_k} P_{kl,t} \quad (20)$$

$$Q_{k,t} = Q_{jk,t} - I_{jk,t}^2 X_{jk} - \sum_{l \in \partial_k} Q_{kl,t} \quad (21)$$

$$I_{jk,t}^2 V_{j,t}^2 = P_{jk,t}^2 + Q_{jk,t}^2 \quad (22)$$

式中:  $V_{k,t}$  为  $t$  时刻  $k$  节点的电压;  $X_{jk}$  为支路  $jk$  的电

抗;  $P_{jk,t}$ 、 $Q_{jk,t}$  分别为  $t$  时刻支路  $jk$  的首端有功功率和无功功率;  $P_{k,t}$ 、 $Q_{k,t}$  分别为  $t$  时刻  $k$  节点的注入有功功率和无功功率;  $l$  为系统节点;  $\delta_k$  为以节点  $k$  为首端节点的支路的末端节点集合;  $P_{kl,t}$ 、 $Q_{kl,t}$  分别为  $t$  时刻支路  $kl$  的首端有功功率和无功功率。

(2) 分布式电源运行约束。当  $t$  时刻主动配电网  $j$  节点接入分布式电源时,其出力范围应满足:

$$0 \leq P_{j,t}^{\text{DG}} \leq P_{j,t}^{\text{DG,max}} \quad (23)$$

式中:  $P_{j,t}^{\text{DG}}$ 、 $P_{j,t}^{\text{DG,max}}$  分别为  $t$  时刻安装于  $j$  节点处的分布式电源发电功率及其最大值。

(3) 离散无功补偿约束。当  $t$  时刻主动配电网  $j$  节点接入分组投切电容器组时,其无功补偿量为离散变量<sup>[18]</sup>,应满足:

$$Q_{j,t}^{\text{CB}} = q^{\text{CB}} \gamma_{j,t}^{\text{CB}} \quad (24)$$

$$0 \leq \gamma_{j,t}^{\text{CB}} \leq \gamma_j^{\text{CB,max}} \quad (25)$$

式中:  $Q_{j,t}^{\text{CB}}$  为  $t$  时刻  $j$  节点处的电容器无功补偿量;  $q^{\text{CB}}$  为单组电容器无功补偿量;  $\gamma_{j,t}^{\text{CB}}$  为  $t$  时刻  $j$  节点处的电容器投入组数,取整数;  $\gamma_j^{\text{CB,max}}$  为  $j$  节点处允许的电容器最大投入组数。

(4) 连续无功补偿约束。当  $t$  时刻主动配电网  $j$  节点接入静态无功补偿装置时,其无功补偿量连续可调,应满足:

$$Q_{j,\min}^{\text{SVC}} \leq Q_{j,t}^{\text{SVC}} \leq Q_{j,\max}^{\text{SVC}} \quad (26)$$

式中:  $Q_{j,t}^{\text{SVC}}$  为  $t$  时刻  $j$  节点处的静态无功补偿量;  $Q_{j,\max}^{\text{SVC}}$ 、 $Q_{j,\min}^{\text{SVC}}$  分别为静态无功补偿量的上、下限。

(5) 储能系统运行约束。

$$U_t^{\text{ess,dis}} P_{\text{ess,dis}}^{\min} \leq P_t^{\text{ess,dis}} \leq U_t^{\text{ess,dis}} P_{\text{ess,dis}}^{\max} \quad (27)$$

$$U_t^{\text{ess,chr}} P_{\text{ess,chr}}^{\min} \leq P_t^{\text{ess,chr}} \leq U_t^{\text{ess,chr}} P_{\text{ess,chr}}^{\max} \quad (28)$$

$$U_t^{\text{ess,chr}} + U_t^{\text{ess,dis}} \leq 1 \quad (29)$$

$$0 \leq \bar{E}_t^{\text{ess}} + (P_t^{\text{ess,chr}} - P_t^{\text{ess,dis}}) \Delta t \leq E_{\text{ess}} \quad (30)$$

$$\sum_{t=1}^T (P_t^{\text{ess,chr}} - P_t^{\text{ess,dis}}) = 0 \quad (31)$$

式中:  $P_{\text{ess,chr}}^{\max}$ 、 $P_{\text{ess,chr}}^{\min}$ 、 $P_{\text{ess,dis}}^{\max}$ 、 $P_{\text{ess,dis}}^{\min}$  分别为储能系统充电和放电功率的上、下限;  $U_t^{\text{ess,chr}}$ 、 $U_t^{\text{ess,dis}}$  分别为  $t$  时刻储能系统充电和放电状态,为 0-1 变量;  $\bar{E}_t^{\text{ess}}$  为  $t$  时刻储能系统的储能能量。

## 2 分层优化模型的求解方法

### 2.1 归一化法向约束法

文中采用归一化法向约束(normalized normal constraint, NNC)法<sup>[19]</sup>求解上层基于 EV 充电综合满意度的多目标优化模型,通过帕累托前沿解反映不同目标之间的权衡关系,然后运用熵权-优劣解距离法对帕累托解集进行排序和筛选,从而得到优化后的 EV 充电计划负荷。NNC 法的步骤如下。

(1) 锚点:对 1.2 节中的 2 个目标函数分别执行单目标优化,获得 2 个目标函数各自的最优解以及与该最优解下对应的另一个目标函数值,即可得到两组解  $(Z_1^{\min}, Z_2^{\max})$  和  $(Z_1^{\max}, Z_2^{\min})$ 。其中,  $Z_1^{\min}$ 、 $Z_1^{\max}$  分别为充电综合满意度  $Z_1$  的最小值和最大值;  $Z_2^{\min}$ 、 $Z_2^{\max}$  分别为充电桩功率波动  $Z_2$  的最小值和最大值。这 2 组解构成帕累托前沿解空间的 2 个极 endpoint。

(2) 规格化<sup>[20]</sup>:以 2 个目标函数为坐标轴,分别按照式(32)的方法,对帕累托前沿解空间进行规格化,其过程示意如图 3 所示。

$$\begin{cases} \bar{Z}_1 = \frac{Z_1 - Z_1^{\min}}{Z_1^{\max} - Z_1^{\min}} \\ \bar{Z}_2 = \frac{Z_2 - Z_2^{\min}}{Z_2^{\max} - Z_2^{\min}} \end{cases} \quad (32)$$

式中:  $\bar{Z}_1$ 、 $\bar{Z}_2$  分别为横坐标和纵坐标。2 个极 endpoint 在规格化后分别变为  $z_1(0,1)$  和  $z_2(1,0)$ 。

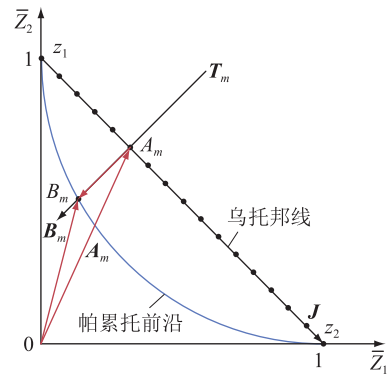


图 3 解空间规格化示意

Fig.3 Schematic diagram of solution space regularization

(3) 定义交点:定义乌托邦线上点  $z_1$  指向点  $z_2$  的向量  $J = \sqrt{2} \angle -45^\circ$ ,并将乌托邦线等分  $N_z$  个线段,得到乌托邦线上的  $N_z + 1$  个等距分割点  $A_m$ ,  $m \in \{1,2,\dots,N_z\}$ 。在第  $m$  个分割点处做垂直于乌托邦线的垂线,并规定其向量为  $T_m$ ,此垂线与帕累托前沿的交点为  $B_m$ 。

(4) 添加约束条件:定义原点指向点  $A_m$  和点  $B_m$  的向量分别为  $A_m$  和  $B_m$ 。在此基础上,以第二个目标函数为主要目标函数,添加  $J(B_m - A_m) \leq 0$  的约束条件,其余约束条件保持不变,构造单目标优化问题,即可求得此时帕累托前沿对应的最优解  $B_m$ 。由上述分析可知,此单目标优化问题的解空间为图 3 中  $T_m$  所划分的完整解空间的上半部分。

(5) 反复求解:  $m$  增加 1,然后重复步骤(4),求解每个等距分割点,直到得到完整帕累托前沿。

将上述步骤整合,得到如图4所示的 NNC 法应用流程。

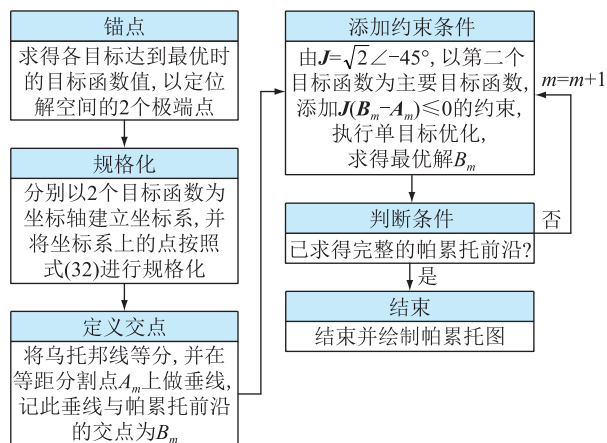


图4 NNC 法的应用流程

Fig.4 Application process of the NNC method

## 2.2 二阶锥松弛转换法

由于1.3.3节中的约束条件涉及二次项和整数项,属于非线性问题,而智能优化算法难以有效求解,因此文中采用二阶锥松弛的方法,将模型转化为可高效求解的标准二阶锥规划问题<sup>[21]</sup>。

利用  $\hat{I}_{jk,t}$ 、 $\hat{V}_{k,t}$ 、 $\hat{V}_{j,t}$  替换式(19)一式(22)中的电流、电压二次项,则1.3.3节中潮流约束等效为:

$$\hat{V}_{k,t} = \hat{V}_{j,t} + \hat{I}_{jk,t}(R_{jk}^2 + X_{jk}^2) - 2(P_{jk,t}R_{jk} + Q_{jk,t}X_{jk}) \quad (33)$$

$$P_{k,t} = P_{jk,t} - \hat{I}_{jk,t}R_{jk} - \sum_{l \in \delta_k} P_{kl,t} \quad (34)$$

$$Q_{k,t} = Q_{jk,t} - \hat{I}_{jk,t}X_{jk} - \sum_{l \in \delta_k} Q_{kl,t} \quad (35)$$

$$\hat{I}_{jk,t}\hat{V}_{j,t} = P_{jk,t}^2 + Q_{jk,t}^2 \quad (36)$$

由于式(36)为非线性等式,因此对其使用二阶锥松弛凸化处理,即式(36)可以等效为:

$$\left\| \begin{matrix} 2P_{jk,t} \\ 2Q_{jk,t} \\ \hat{I}_{jk,t} - \hat{V}_{j,t} \end{matrix} \right\|_2 \leq \hat{I}_{jk,t} + \hat{V}_{j,t} \quad (37)$$

式中:  $\|\cdot\|_2$  为二范数。

通过上述转换,文中的潮流模型被转化为二阶锥规划模型,其本质是为了模型的高效率求解而扩大约束范围,但会产生松弛误差,具体为:

$$e_{jk,t} = \hat{I}_{jk,t}\hat{V}_{j,t} - P_{jk,t}^2 - Q_{jk,t}^2 \quad (38)$$

由于松弛误差的影响,有必要验证关于此次转换的有效性。根据文献[22]的研究结果可知,在相当宽松的情况下转换后的模型仍是精确的。为此,文中将在算例分析中对该误差进行评估,以验证此次转换对模型处理的有效性。

## 2.3 带权极小模理想点法

对于配电网优化调度模型,文中采用带权极小模理想点法进行求解。该方法一方面可以避免求解超多目标规划问题中复杂的帕累托前沿曲面,简化问题求解的难度;另一方面,不同的权重设置可以为决策者的不同需求提供灵活的方案。此外,该方法还可以解决各目标量纲不一致的问题<sup>[23]</sup>。

采用带权极小模理想点法对各目标进行组合,则式(16)的超多目标函数可转化为单目标函数:

$$\min f = \omega_1 \left| \frac{f_1 - f_1^*}{f_1^*} \right| + \omega_2 \left| \frac{f_2 - f_2^*}{f_2^*} \right| + \omega_3 \left| \frac{f_3 - f_3^*}{f_3^*} \right| + \omega_4 \left| \frac{f_4 - f_4^*}{f_4^*} \right| \quad (39)$$

式中:  $f_1^*$ 、 $f_2^*$ 、 $f_3^*$ 、 $f_4^*$  分别为目标函数  $f_1$ 、 $f_2$ 、 $f_3$ 、 $f_4$  的理想点;  $\omega_1$ 、 $\omega_2$ 、 $\omega_3$ 、 $\omega_4$  为各项子目标的权重系数,且满足  $\omega_1 + \omega_2 + \omega_3 + \omega_4 = 1$ 。

上述单目标函数表达出各项子目标距离其理想点目标值的偏差,反映了解的质量。

## 3 算例分析

文中对 IEEE 33 节点配电网进行算例仿真分析,其结构如图5所示。

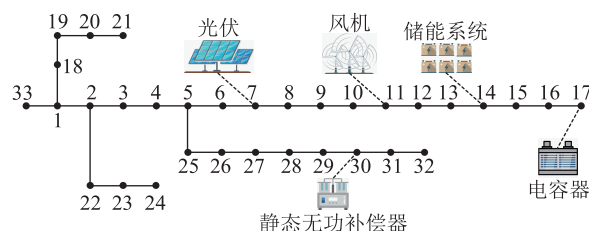


图5 主动配电网结构

Fig.5 The structure of active distribution network

在7节点和11节点处分别配备新能源发电装置,光伏和风机的装机容量分别为1.5 MW和1 MW;在17节点和30节点处分别配备无功补偿装置,其中,电容器每组容量为0.5 Mvar,一共10组,静态无功补偿器补偿范围为-0.2~1.0 Mvar;在14节点处配备储能系统,其单次充放电功率范围为-0.2~0.2 MW;节点电压运行范围为0.93~1.07 p.u.。文中设置EV共50辆,且所有节点均为EV充放电节点。根据EV出行规律<sup>[24]</sup>,采用蒙特卡洛方法对EV的停放时间、初始SOC和行驶里程等信息进行模拟<sup>[25]</sup>,得到EV的基本信息如图6、图7所示。光伏、风机与负荷的时序值如图8所示。EV充放电电价和配电网向上级电网购电电价如图9所示。配电网内各分布式电源的相关运行参数、单位发电成本以及EV相关参数如表1所示<sup>[26-27]</sup>。文中

通过 MATLAB 调用 YALMIP 构建模型, 并采用 Gurobi 求解器求解。

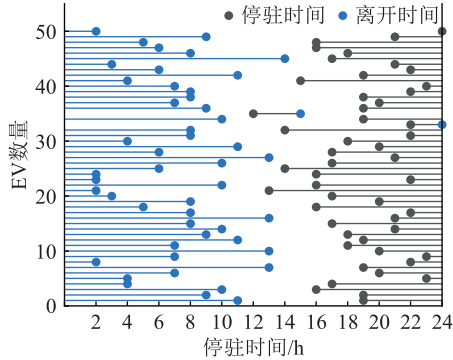


图 6 EV 停驻时间

Fig.6 Parking duration of EVs

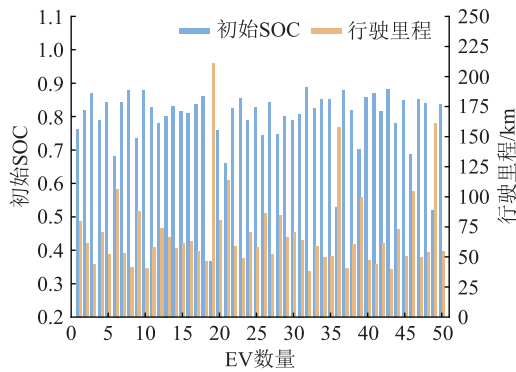


图 7 EV 初始 SOC 和行驶里程

Fig.7 Initial SOC and driving mileage of EVs

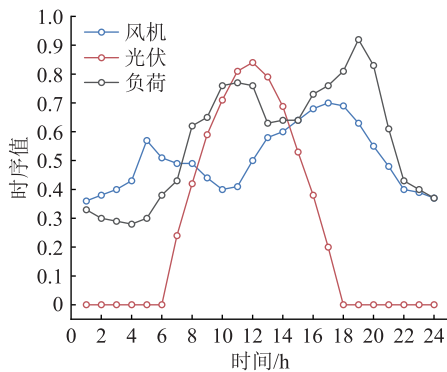


图 8 风机、光伏和负荷的时序值

Fig.8 Time series values of WT, PV and load

### 3.1 上层 EV 充放电规划结果分析

文中设置了 3 种不同的 EV 充电策略进行对比分析, 具体情况如下。

策略 1: 以最大化 EV 车主综合满意度和最小化充电桩功率波动为目标函数执行多目标优化。

策略 2: 以最大化 EV 车主综合满意度为目标函数执行单目标优化。

策略 3: 以最小化充电桩功率波动为目标函数执行单目标优化。

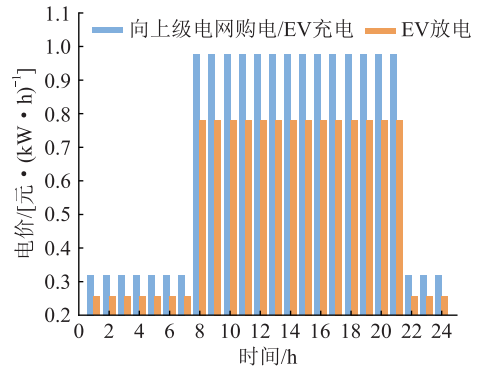


图 9 分时电价

Fig.9 The time-of-use price

表 1 主动配电网综合运行参数

Table 1 Comprehensive operational parameters of active distribution network

参数	数值	参数	数值
$N_{ev}$	50	$\eta_{ev,dis}$	0.9
$T_{ev}/h$	48	$\eta_{ev,chr}$	0.9
$\kappa_p$	0.7	$E_{ev}/kW$	50
$\kappa_c$	0.3	$T/h$	24
$P_{ev,dis}^{max}/kW$	-6	$N_b$	33
$P_{ev,chr}^{max}/kW$	6	$C_{wt}/(元 \cdot kW^{-1})$	0.021
$S_{ev,soc}^{min}$	0.1	$C_{pv}/(元 \cdot kW^{-1})$	0.017
$S_{ev,soc}^{max}$	0.9	$C_{ess}/(元 \cdot kW^{-1})$	0.0018

策略 1 的帕累托前沿解的分布如图 10 所示。

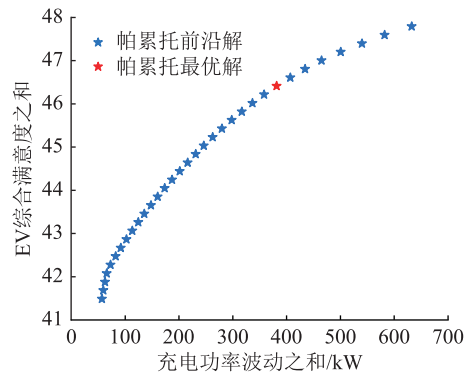


图 10 帕累托前沿解集

Fig.10 Pareto optimal solution set

图 10 展示了基于 EV 充电满意度多目标模型的非支配解的分布特征, 可见非支配解对应的充电功率波动之和的范围为 0~700 kW, 而综合满意度之和介于 41~48 之间。如表 2 所示, 经过归一化处理以及计算其熵值, 帕累托各指标所反映的现有信息呈现出不同的特征。其中, “满意度”维度的信息熵值较低, 意味着其变异程度较高, 信息效用值也较高, 突出了满意度作为需要重点关注或改进的对象的重要性。这也说明了 EV 参与 V2G 会显著影响 EV 车主用电体验, 因此在优化 EV 的充放电计划

时,必须考虑 EV 车主充电利益。

表 2 各指标变异程度

Table 2 The variation degree of each indicator

帕累托指标	信息熵值	信息效用值	权重系数/%
综合满意度	0.950 0	0.050 0	67.94
功率波动	0.976 4	0.023 6	32.06

对比不同策略下的 EV 充放电负荷分布以及优化性能,如图 11 和表 3 所示,以证明文中所提基于 EV 充电综合满意度的多目标优化模型的有效性。

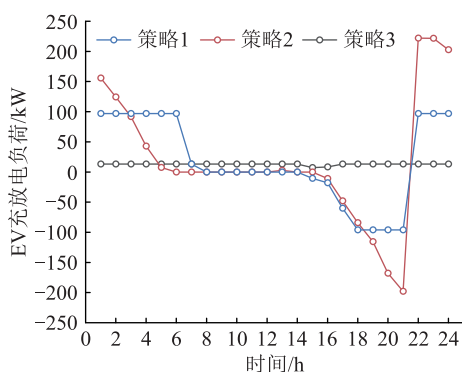


图 11 不同策略下的 EV 充放电负荷

Fig.11 EV charging and discharging loads under different strategies

表 3 不同 EV 充电策略下的优化性能

Table 3 Optimized performances under different EV charging strategies

充电策略	负荷峰谷差变化程度/%	充电费用满意度均值	出行便利满意度均值	最大充电功率波动/kW
策略 1	7.508	0.964 5	0.842 7	192.854 3
策略 2	6.166	1.000 0	0.874 3	419.972 2
策略 3	0	0.678 2	0.950 0	7.108 0

由图 11 可知,策略 3 只着眼于减少充电功率波动的影响,而忽视了 EV 车主的充电利益,因此策略 3 在满足车主充电需求的前提下,尽量安排均匀平稳的充电计划。但该做法却产生了一系列负面效果,由表 3 可知,一方面是无法有效缓解峰荷时段的供电压力,导致系统峰谷差毫无变化;另一方面则损害了车主的充电费用满意度,降低了车主充电意愿。这突出了考虑 EV 车主充电利益的重要性。

而在降低 EV 车主充电费用的前提下,策略 2 则显著提升了 EV 车主的充电体验,其各方面满意度均超过了 0.85。然而,该策略没有对 EV 充电方式进行有效引导,导致出现“羊群效应”现象。“羊群效应”是指个人为了追求自身利益而过度使用或消耗公共资源,最终导致资源的枯竭或破坏,对所有人都不利,此处“羊群”指 EV 车主。由图 11 可知,大多数 EV 车主都倾向于在谷荷时段充电,以节

省成本和时间,造成了其充电负荷的大幅度波动,这对电源的短期增发能力提出了很大的要求,存在不安全的隐患。

而策略 1 的优异表现证明了文中所提基于 EV 充电综合满意度的多目标优化模型的有效性和实用性。由表 3 可知,首先,策略 1 的负荷峰谷差变化程度最大,相比优化前降低了 7.508%;其次,在优化 EV 车主的充电利益方面,策略 1 的 EV 综合满意度为 0.903 6,充电费用满意度和出行便利满意度平均水平分别达到 0.964 5 和 0.842 7,这意味着超过 80%的 EV 车主能够节省充电成本和时间;最后,在充电功率波动方面,策略 1 的负荷分布较为平稳,相邻时段内负荷变化幅度不大。综合考虑各方面的指标,文中所提多目标优化模型能有效协调车主的充电利益和缓解系统供电压力之间的矛盾。

### 3.2 下层配电网规划调度结果分析

为了对比下层模型中仅注重单项指标优化的方案(方案 1—方案 4)和考虑多项指标共同优化的方案(方案 5)的调度结果,文中通过给予式(39)不同的权重系数以分析下层的规划结果,其具体情况如表 4 所示。

表 4 构建含不同权重系数的优化方案

Table 4 Constructing optimization schemes with different weight coefficients

方案	$\omega_1$	$\omega_2$	$\omega_3$	$\omega_4$
方案 1	0.4	0.2	0.2	0.2
方案 2	0.2	0.4	0.2	0.2
方案 3	0.2	0.2	0.4	0.2
方案 4	0.2	0.2	0.2	0.4
方案 5	0.25	0.25	0.25	0.25

应用相似形储能法可以有效提升电负荷分布的均衡性。不同方案下主动配电网的运行性能如表 5 所示,可知 5 种对比方案在运用相似形储能法后,其电负荷峰谷差都有超过 13%的降幅。然而,前 4 种方案难以实现主动配电网运行的多方面利益平衡,例如方案 1 和方案 4 在降低峰谷差、有功网损和发电成本等方面均表现出不俗的优化效果,但在提升电压质量方面的优化性能极差,如图 12 所示;方案 2 和方案 3 虽然在提升电压质量方面表现优异,但在降低有功网损和发电成本等方面却表现欠佳;方案 5 的优化性能在这几种对比方案中最为协调。具体而言,相比于方案 3,方案 5 能在降低负荷峰谷差和保持高电压质量的同时,使有功网损减少约 94.12%,系统运行成本减少约 30.90%。综上所述,文中所建立的基于带权极小模理想点法的主动

配电网多目标调度优化模型在协调系统多方面运行效益上的表现效果较好,证明了该模型的有效性。通过设置不同的权重系数,该模型展现出侧重于提升某方面运行效益的优化性能,突出了所提模型的灵活性。在实际应用中,可以根据应用场景选择合适的权重系数以满足实际需求。

表5 不同方案下主动配电网的运行性能  
Table 5 Operational performances of active distribution network under different schemes

方案	负荷峰谷差变化程度/%	各时段有功网损之和/kW	系统发电成本/元
方案1	-13.42	486.76	24 772.56
方案2	-14.57	5 635.28	27 817.24
方案3	-15.31	10 154.47	35 204.77
方案4	-14.94	551.42	23 124.71
方案5	-15.31	596.88	24 327.83

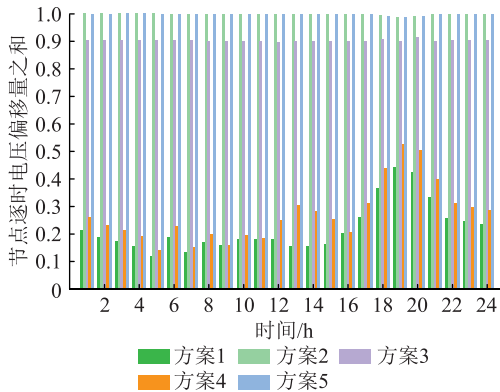


图12 不同方案下的节点逐时电压偏移量之和

Fig.12 The sum of the hourly voltage deviations of the nodes under different schemes

为验证采用二阶锥松弛转换法对模型处理的准确性,文中计算了方案5下系统各支路的逐时松弛误差,如图13所示,可知松弛误差最大量级为 $10^{-5}$ 。根据文献[22],这完全满足要求,验证了采用二阶锥松弛转换法对模型处理的有效性。

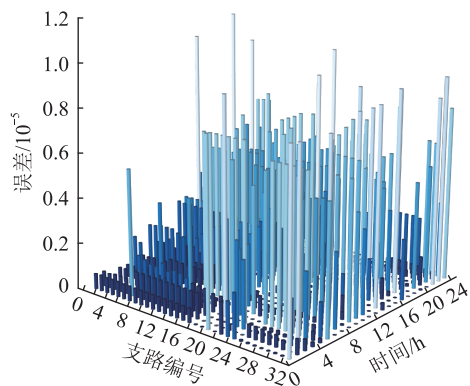


图13 各支路逐时松弛误差

Fig.13 The hourly relaxation error of each branch

## 4 结论

文中针对EV车主和主动配电网双方的利益诉求,构建了主动配电网多目标分层优化策略,并通过仿真实验,得出以下结论:

(1) 上层模型以EV充电综合满意度为核心,建立了多目标优化问题,并采用NNC法求解。仿真实验表明:模型在满足EV充电需求的基础上,有效缓解了主动配电网的供电压力。例如,该模型的EV综合满意度高达0.9036,同时能够显著降低负荷峰谷差,并尽可能抑制充电功率波动。

(2) 下层模型以带权极小模理想点法为基础,建立了多目标优化问题,并利用二阶锥松弛转换法将其线性化。下层考虑多项指标共同优化的运行方案在降低有功网损、负荷峰谷差和运行成本的同时,还能提高系统的电压质量,从而展示出较强的优化性能。通过仿真对比实验验证了方案5在优化系统各方面运行效益上表现出较好的协调性。例如,相比于方案3,方案5能在降低负荷峰谷差和保持高电压质量的同时,使有功网损减少约94.12%,系统运行成本减少约30.90%。

### 参考文献:

- [1] 张延宇,饶新朋,周书奎,等. 基于深度强化学习的电动汽车充电调度算法研究进展[J]. 电力系统保护与控制,2022,50(16):179-187.  
ZHANG Yanyu, RAO Xinpeng, ZHOU Shukui, et al. Research progress of electric vehicle charging scheduling algorithms based on deep reinforcement learning[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(16): 179-187.
- [2] 赵小瑾,张开宇,冯冬涵,等. 基于强化学习的电动汽车集群实时优化调度策略[J]. 智慧电力,2022,50(1):53-59,81.  
ZHAO Xiaojin, ZHANG Kaiyu, FENG Donghan, et al. Real-time optimal scheduling strategy for electric vehicle clusters based on reinforcement learning[J]. Smart Power, 2022, 50(1): 53-59, 81.
- [3] 王伟杰,黄海宇,徐远途,等. 电动汽车参与主动配电网电压调控的策略研究[J]. 广东电力,2023,36(10):93-104.  
WANG Weijie, HUANG Haiyu, XU Yuantu, et al. Strategy research on electric vehicles participating in active distribution network voltage regulation[J]. Guangdong Electric Power, 2023, 36(10): 93-104.
- [4] 王晞,徐浩,王海燕,等. 考虑风电和电动汽车不确定性的综合能源系统日前经济调度[J]. 电力建设,2020,41(12):80-89.  
WANG Xi, XU Hao, WANG Haiyan, et al. Day-ahead economic dispatch of integrated energy system considering uncertainties of wind power and electric vehicles[J]. Electric Power Construction, 2020, 41(12): 80-89.
- [5] 周椿奇,向月,童话,等. 轨迹数据驱动的电动汽车充电需求



- 及 V2G 可调控容量估计[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(12):46-55.
- ZHOU Chunqi, XIANG Yue, TONG Hua, et al. Trajectory-data-driven estimation of electric vehicle charging demand and vehicle-to-grid regulable capacity[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(12):46-55.
- [6] 肖丽, 谢尧平, 胡华锋, 等. 基于 V2G 的电动汽车充放电双层优化调度策略[J]. 高压电器, 2022, 58(5):164-171.
- XIAO Li, XIE Yaoping, HU Huafeng, et al. Two-level optimization scheduling strategy for EV's charging and discharging based on V2G[J]. High Voltage Apparatus, 2022, 58(5):164-171.
- [7] 周星月, 李晓皓, 王智东, 等. 计及预测负荷和用户需求差异的电动汽车实时调度优化[J]. 全球能源互联网, 2022, 5(6):543-551.
- ZHOU Xingyue, LI Xiaohao, WANG Zhidong, et al. Real-time scheduling optimization of electric vehicles considering the predicted load and the difference between users' demand[J]. Journal of Global Energy Interconnection, 2022, 5(6):543-551.
- [8] 程杉, 汪业乔, 廖玮霖, 等. 含电动汽车的新能源微电网多目标分层优化调度[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(12):63-71.
- CHENG Shan, WANG Yeqiao, LIAO Weilin, et al. Bi-level multi-objective optimization of a new energy microgrid with electric vehicles[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(12):63-71.
- [9] ABUELRUB A, HAMED F, SAADEH O. Microgrid integrated electric vehicle charging algorithm with photovoltaic generation[J]. Journal of Energy Storage, 2020, 32:101858.
- [10] 程杉, 倪凯旋, 赵孟雨. 基于 Stackelberg 博弈的充换储一体化电站微电网双层协调优化调度[J]. 电力自动化设备, 2020, 40(6):49-55, 69, 56-59.
- CHENG Shan, NI Kaixuan, ZHAO Mengyu. Stackelberg game based bi-level coordinated optimal scheduling of microgrid accessed with charging-swapping-storage integrated station[J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(6):49-55, 69, 56-59.
- [11] HUANG Z, GUO Z W, MA P B, et al. Economic-environmental scheduling of microgrid considering V2G-enabled electric vehicles integration[J]. Sustainable Energy, Grids and Networks, 2022, 32:100872.
- [12] 诸晓骏, 陈曦, 李妍, 等. 考虑电动汽车接入的主动配电网优化调度[J]. 电力工程技术, 2021, 40(3):141-147.
- ZHU Xiaojun, CHEN Xi, LI Yan, et al. Optimal dispatching of active distribution network considering electric vehicle access[J]. Electric Power Engineering Technology, 2021, 40(3):141-147.
- [13] 程杉, 钟仕凌, 尚冬冬, 等. 考虑电动汽车时空负荷分布特性的主动配电网动态重构[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(17):1-13.
- CHENG Shan, ZHONG Shiling, SHANG Dongdong, et al. Dynamic reconfiguration of an active distribution network considering temporal and spatial load distribution characteristics of electric vehicles[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(17):1-13.
- [14] 贾兆昊, 张峰, 丁磊. 考虑功率四象限输出的配电网储能优化配置策略[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(2):105-113.
- JIA Zhaohao, ZHANG Feng, DING Lei. Optimal allocation strategy of energy storage in distribution network considering power four-quadrant output[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(2):105-113.
- [15] 何后裕, 郭健翔, 王永利. 面向配电网风电消纳的冰蓄冷空调系统多目标优化策略研究[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(23):180-187.
- HE Houyu, GUO Jianxiang, WANG Yongli. Research on multi-objective optimization strategy for ice storage air conditioning system for distribution network wind power consumption[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(23):180-187.
- [16] 李振坤, 李一骄, 张代红, 等. 储能设备对有源配电网供电可靠性的影响分析及优化配置[J]. 电网技术, 2018, 42(11):3676-3683.
- LI Zhenkun, LI Yijiao, ZHANG Daihong, et al. Influence analysis of energy storage device on reliability of distribution network and its optimal allocation[J]. Power System Technology, 2018, 42(11):3676-3683.
- [17] 毛志宇, 蒋叶, 李培强, 等. 基于改进灰狼算法的配电网储能优化配置[J]. 电力系统及其自动化学报, 2022, 34(6):1-8.
- MAO Zhiyu, JIANG Ye, LI Peiqiang, et al. Optimal configuration of energy storage in distribution network based on improved gray wolf algorithm[J]. Proceedings of the CSU-EPSC, 2022, 34(6):1-8.
- [18] 杨晓辉, 邓福伟, 冷正响, 等. 基于二阶锥规划计及需求侧管理的主动配电网分层优化[J]. 实验室研究与探索, 2022, 41(9):1-6, 150.
- YANG Xiaohui, DENG Fuwei, LENG Zhengyang, et al. Hierarchical optimization of active distribution network based on second-order cone planning and demand side management[J]. Research and Exploration in Laboratory, 2022, 41(9):1-6, 150.
- [19] 张忠会, 雷大勇, 蒋昌辉, 等. 基于二阶锥规划和 NNC 法的交直流混合配电网双层规划模型及其求解方法[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(1):70-85.
- ZHANG Zhonghui, LEI Dayong, JIANG Changhui, et al. A bi-level planning model and its solution method of AC/DC hybrid distribution network based on second-order cone programming and NNC method[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(1):70-85.
- [20] 刘禮庆, 吴宁, 张焕亨, 等. 微电网经济型二次频率和电压控制的多目标优化模型及仿真验证[J]. 电网技术, 2019, 43(2):521-530.
- LIU Liqing, WU Ning, ZHANG Huanheng, et al. Multi-objective optimization model and its simulation verification for economical secondary frequency and voltage controls of microgrids

- [J]. Power System Technology, 2019, 43(2): 521-530.
- [21] 钱仲豪, 江志辉, 吴茜, 等. 计及不确定性因素的分布式电源与电动汽车充电站协调优化[J]. 电力工程技术, 2021, 40(1): 131-137.
- QIAN Zhonghao, JIANG Zhihui, WU Xi, et al. Coordinated optimization of distributed power and electric vehicle charging stations considering uncertain factors[J]. Electric Power Engineering Technology, 2021, 40(1): 131-137.
- [22] ARYA L D, KOSHTI A, CHOUBE S C. Distributed generation planning using differential evolution accounting voltage stability consideration[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2012, 42(1): 196-207.
- [23] 尤毅, 刘东, 钟清, 等. 主动配电网储能系统的多目标优化配置[J]. 电力系统自动化, 2014, 38(18): 46-52.
- YOU Yi, LIU Dong, ZHONG Qing, et al. Multi-objective optimal placement of energy storage systems in an active distribution network[J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(18): 46-52.
- [24] 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.
- [25] 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.
- [26] 朱磊, 黄河, 高松, 等. 计及风电消纳的电动汽车负荷优化配置研究[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(S1): 194-203.
- ZHU Lei, HUANG He, GAO Song, et al. Research on optimal load allocation of electric vehicle considering wind power consumption[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(S1): 194-203.
- [27] 吕广强, 魏鑫杰, 郭震. 限制充放电切换次数的电动汽车与光伏发电协同调度研究[J]. 电网技术, 2021, 45(5): 1894-1901.
- LÜ Guangqiang, WEI Xinjie, GUO Zhen. Coordinated scheduling between electric vehicles and photovoltaic power generation with limited times of charging and discharging switches[J]. Power System Technology, 2021, 45(5): 1894-1901.

作者简介:



杨晓辉

杨晓辉(1978),男,博士,教授,研究方向为分布式能源系统与配电网运行优化管理(E-mail:416100210450@email.ncu.edu.cn);

王晓鹏(1998),男,硕士在读,研究方向为电力系统优化调度;

邓叶恒(1999),男,硕士在读,研究方向为电力系统优化调度。

## Multi-objective hierarchical optimization dispatch of active distribution network with electric vehicles

YANG Xiaohui, WANG Xiaopeng, DENG Yeheng

(School of Information Engineering, Nanchang University, Nanchang 330031, China)

**Abstract:** In order to coordinate the interests between electric vehicle owners and the active distribution network, a multi-objective hierarchical optimization method for the optimal scheduling of the active distribution network with electric vehicles is proposed. This method takes into account both the comprehensive satisfaction of electric vehicle charging and the operational benefits of the active distribution network. The upper layer model focuses on maximizing the charging benefits of electric vehicle owners, and the normalized normal constraint method is used to solve the optimal charging and discharging plan of electric vehicle, which is input to the lower layer optimization model. The lower layer model aims to maximize the operational efficiency of the active distribution network by adjusting the output power of the controllable distributed generation according to the charging and discharging plan of electric vehicle. The second-order cone program and weighted minimal modular ideal point method are used to solve the nonlinear multi-objective problem. Simulation results show that the proposed multi-objective hierarchical optimization method can promote the comprehensive satisfaction of electric vehicle charging exceeding 0.9 while reducing active power loss by 94.12% and operating costs by 30.90%, which achieves a win-win situation for both electric vehicle owners and the active distribution network.

**Keywords:** electric vehicle; active distribution network; hierarchical optimization; multi-objective optimization; normalized normal constraint method; weighted minimal modular ideal point method; second-order cone program

(编辑 陆海霞)