

综合考虑电动汽车充电与储能及可中断负荷调度的配电网两阶段灵活性提升优化方法

王守相¹, 陈建凯¹, 王洪坤^{1,2}, 武志伟³

(1. 天津大学 智能电网教育部重点实验室, 天津 300072; 2. 石河子大学 机械电气工程学院, 新疆 石河子 832000;
3. 国网河北省电力有限公司衡水供电分公司, 河北 衡水 053000)

摘要:分布式电源出力的强波动性及电动汽车(EV)的无序充电使配电网的灵活性不足问题日益凸显,因此非常有必要通过灵活性资源的有效调度提高配电网灵活适应性。在充分分析配电网灵活性提升措施的基础上,提出了能够表征配电网灵活性的净负荷峰值裕度、净负荷谷值裕度、净负荷允许波动裕度3个灵活性评价指标;建立了综合考虑EV充电与储能及可中断负荷调度的配电网两阶段灵活性提升优化模型,阶段1构建了基于蒙特卡洛树搜索的EV有序充电策略,合理引导EV负荷在谷时段进行充电;阶段2在阶段1的基础上,建立了计及储能及可中断负荷的优化调度模型,并采用粒子群优化算法进行优化求解。IEEE 33节点系统算例验证了所提灵活性指标及EV有序充电模型的有效性,结果表明配电网两阶段灵活性提升优化方法能有效提升配电网的灵活性且整体经济性最优。

关键词:配电网;灵活性提升;电动汽车;有序充电;优化调度;蒙特卡洛树搜索;可中断负荷;储能;两阶段优化

中图分类号:U 469.72;TM 734

文献标志码:A

DOI:10.16081/j.epae.202010016

0 引言

为了解决环境和能源危机,分布式电源 DG (Distributed Generation) 和电动汽车 EV (Electric Vehicle) 在国内外均得到了广泛应用与发展^[1]。高渗透率、强波动性 DG 的接入以及大规模 EV 无序充电也势必会影响配电网运行的灵活性^[2]。因此,提高配电网的灵活性、降低 DG 和 EV 带来的负面影响成为必然需求。

近年来,国内外学者对配电网灵活性及其提升措施进行了深入研究。文献[2]从配电网容量充裕度和 DG 适应性 2 个方面提出配电网灵活性评价指标,进而构建了计及可中断负荷及储能的灵活性提升多目标优化调度模型,有效地提升了配电网灵活性;文献[3]系统地阐述了电力系统灵活性的特点与定义,并对储能、需求响应等灵活性资源进行了分类阐述,分析了其提高电力系统灵活性的作用;文献[4]在考虑灵活性需求时空特性的基础上,提出了同时考虑均匀性和经济性的多目标优化调度策略,并

对调度策略进行灵活性评价;文献[5]提出了一种日前和日内多时间尺度优化调度策略,通过充分发挥各分布式资源的灵活性,最大限度地降低了微电网的运营总成本。

对于大规模 EV 接入配电网带来的诸多问题,特别是 EV 有序充电优化问题,研究者们进行了很多研究。文献[6]提出了基于有序充电策略的换电站及 DG 多场景的协调规划方法,在一定程度上平抑了风电出力波动,通过所提备用电池调度方案有效地缓解了电池储备压力;文献[7]考虑到 EV 集中式充电与控制方法的不足,提出了有序充电分散式优化策略,提高了计算效率,相比于无序充电,所提策略有一定的填谷效果。但是关于 EV 接入对配电网灵活性影响的研究则相对较少,文献[8]将 EV、热能、需求响应以及储能均视为广义储能,进而建立了广义储能双层优化调度模型,有效增加了灵活性调控资源,降低了运行成本;文献[9]提出了一种由控制决策生成器决定 EV 充电起始时间的方法,实现了 EV 填谷、平抑负荷波动的效果;文献[10]分析了 EV 和需求响应对微电网灵活性的影响。将 EV 作为灵活性资源参与调度的方法为研究 EV 对配电网灵活性的影响提供了借鉴。以上研究成果大多针对储能提升灵活性或只针对 EV 有序充电开展研究,对于综合考虑 EV 充电与储能及可中断负荷调度的配电网灵活性提升的研究较少。

本文基于 DG 接入及 EV 无序充电造成的配电网灵活性不足问题,构建了综合考虑 EV 充电与储能

收稿日期:2020-02-16; **修回日期:**2020-08-19

基金项目:国网河北省电力有限公司科技项目(计及新能源和电动汽车接入的环衡水湖带状配电网协同优化规划与智能控制技术研究)

Project supported by the Science and Technology Program of State Grid Hebei Electric Power Co., Ltd. (Research on Collaborative Optimization Planning and Intelligent Control Technology of Hengshui Lake Strip Distribution Network Considering New Energy and Electric Vehicle Integration)

及可中断负荷调度的配电网两阶段灵活性提升优化模型。阶段1构建了基于蒙特卡洛树搜索MCTS(Monte Carlo Tree Search)的EV有序充电模型,以净负荷增量比总和最大、充电费用最小为上限置信区间算法的寻优规则进行求解,得到EV最优实际充电时间,进而求得各时段的充电量;阶段2进一步构建了计及储能及可中断负荷的运行费用最小、灵活性裕度最大的双目标优化调度模型,利用层次分析法AHP(Analytic Hierarchy Process)将多目标转化成单目标,采用粒子群优化算法进行优化求解。仿真结果表明,通过对灵活性资源的合理调控,所提方法能够有效地提升配电网灵活性且经济性最优。

1 配电网灵活性提升措施分析及其评价指标

1.1 配电网灵活性提升措施分析

配电网灵活性既要有接纳DG接入的灵活充裕性,也要有承受DG波动的灵活适应性。不可控DG和EV的接入均是造成配电网灵活性不足的原因。

根据文献[2]中对灵活性需求的分析结果可知,风电出力全天存在,尤其晚间出力较大,严重时会出现向下灵活性不足的情况;光伏出力主要集中在白天,且由于中午时段出力较大,造成净负荷波动更加剧烈,会出现净负荷骤增、骤减的情况。

根据文献[11]中的算例分析结果,EV无序充电存在随机性与不确定性,会出现用电高峰与充电高峰重叠的情况,造成“峰上加峰”;且即使实现了负荷转移,如果没有合理的EV有序充电控制策略,同样会造成第二个高峰出现,这将严重影响配电网的向上灵活性。

综合上述分析,为了提高配电网灵活性,减小EV无序充电的影响,充分利用风、光等资源,可以采取以下3种实质性的措施:①减少DG渗透率,使其出力能够被完全消纳;②对EV进行有序充电,引导用户合理地在夜晚波谷时段充电,这样既能节省充电费用,降低无序充电的影响,也能在一定程度上消纳风电;③综合调度更多的灵活性资源,如储能、可中断负荷等进行削峰填谷、平抑波动,提升系统灵活性,提高消纳能力。

1.2 配电网灵活性评价指标

本文针对配电网灵活充裕性提出净负荷峰值裕度、净负荷谷值裕度2个指标,针对灵活适应性提出净负荷允许波动裕度指标,用于评价配电网灵活性。

(1) 净负荷峰值裕度。

净负荷峰值裕度表示某一时刻配电网上级变压器的传输容量上限和净负荷峰值的差值与上级变压器传输容量上限的比值,反映了净负荷峰值功率向上波动裕度,如式(1)所示。

$$L_{up,t} = \frac{P_{grid,max} - P_t}{P_{grid,max}} \times 100\% \quad (1)$$

其中, $L_{up,t}$ 为 t 时刻的净负荷峰值裕度, $L_{up,t} > 0$ 表示变压器具有向上容量裕度,体现了系统向上灵活性; P_t 为 t 时刻的净负荷功率值; $P_{grid,max}$ 为配电网上级变压器的传输容量上限。

(2) 净负荷谷值裕度。

净负荷谷值裕度表示某一时刻配电网净负荷谷值和上级变压器传输容量下限的差值与上级变压器传输容量下限的比值,反映了净负荷谷值功率向下波动裕度,如式(2)所示。

$$L_{down,t} = \frac{P_t - P_{grid,min}}{P_{grid,min}} \times 100\% \quad (2)$$

其中, $L_{down,t}$ 为 t 时刻的净负荷谷值裕度, $L_{down,t} > 0$ 表示变压器具有向下容量裕度,体现了系统向下灵活性; $P_{grid,min}$ 为配电网上级变压器的传输容量下限。

(3) 净负荷允许波动裕度。

电力系统的爬坡率反映了大电网的爬坡能力,主要是指常规机组的上、下爬坡容量大于系统净负荷的功率变化量,能够适应更加陡峭的爬坡事件,否则将会出现灵活性不足问题^[12]。与大电网类似,配电网需要通过对灵活性资源的调度来适应净负荷功率的变化。针对上述分析,本文引入净负荷允许波动裕度指标,体现配电网允许相邻2个时刻净负荷变化的能力,指标裕度值越大,说明配电网上、下爬坡容量越大,越能适应净负荷的剧烈波动。该指标能够有效反映配电网的上、下爬坡能力,体现了配电网灵活适应性,如式(3)所示。

$$\begin{cases} F_{FM,t} = \frac{P_{t,max} - |P_t - P_{t-1}|}{P_t} \times 100\% \\ P_{t,max} = P_{Grid} + P_{ES} + P_{EV} + P_{DG} \end{cases} \quad (3)$$

其中, $F_{FM,t}$ 为 t 时刻的净负荷允许波动裕度, $F_{FM,t} > 0$ 说明配电网具有一定的灵活适应性; $P_{t,max}$ 为 t 时刻配电网允许的最大爬坡功率; P_{Grid} 、 P_{ES} 、 P_{EV} 、 P_{DG} 分别为配电网爬坡功率、储能爬坡功率、EV爬坡功率及DG爬坡功率。

对于上述3个指标,若指标值小于0,则表示灵活性不足;若指标值大于0,为了区分灵活性差异,按照指标值是否大于净负荷预测误差进一步进行区分。根据文献[13-14]中所提不同预测方法对净负荷的预测结果可知,最差的预测效果^[13]在置信度为1时也能够保证误差在3%以下,而最好的预测效果^[14]的误差基本在1%以下。若灵活性裕度指标值大于净负荷预测误差,且能够对净负荷预测误差实现包络,将能够完全保证配电网满足灵活性需求。基于此,本文设置裕度在(0,1%]范围内时,灵活性为较差;裕度在(1%,3%]范围内时,灵活性一般;裕

度在(3%, 5%]范围内时,灵活性为良好;裕度在(5%, 100%]范围内时,灵活性为充足。

2 配电网两阶段灵活性提升优化模型

EV是一种灵活性资源,在优化过程中可被处理为移动式微型储能^[15],但因EV具有空间灵活移动性及时间、出力不确定性,导致EV在控制方式及优化策略上要区别于储能。因此,若要将EV与储能联合优化,需要将优化目标进行严格的优先等级排序,采用不同的手段处理才能保证各自利益最大化,否则不仅会增加系统控制的复杂程度,而且EV的控制策略也会在一定程度上受到储能控制的影响,进而削弱两者的优势,导致优化结果不尽理想。综合上述分析,本文采用不同的控制手段,将优化模型分为两阶段进行优化,这样既降低了系统运行控制的复杂程度,也保证了优化结果。

2.1 阶段1:基于MCTS的EV有序充电模型

在阶段1中,考虑到EV用户的充电体验度,在进行优化调度时应优先满足EV的充电需求,然后根据配电网灵活性提升情况决定是否进行储能及可中断负荷的优化调度。基于此,阶段1建立了基于MCTS的EV有序充电模型。

MCTS算法是一种人工智能决策中做出最优决策的算法,包括初始化、选择、扩展、模拟、回溯这5个步骤以及Tree Policy、Default Policy这2种政策^[16]。MCTS算法能够适用于EV充电在线决策,其在决策过程中不但保留了决策的最优值,而且对所有备选方案进行了排序。当用户合理的充电需求与MCTS算法提供的最优决策冲突时,MCTS算法会及时提供其他可行的方案供用户选择。

根据美国对全美车辆出行的调查结果统计^[17],家用EV的日行驶里程 M 服从最大似然估计的对数正态分布 $f_m(M)$,离网时间 T_{end} 服从正态分布 $f_1(T_{\text{end}})$,分别如式(4)和式(5)所示。

$$f_m(M) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma_m M} \exp \left[-\frac{(\ln M - \mu_m)^2}{2\sigma_m^2} \right] \quad (4)$$

$$f_1(T_{\text{end}}) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma_1} \exp \left[-\frac{(T_{\text{end}} - \mu_1)^2}{2\sigma_1^2} \right] & 0 < T_{\text{end}} \leq \mu_1 + 12 \\ \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma_1} \exp \left[-\frac{(T_{\text{end}} - 24 - \mu_1)^2}{2\sigma_1^2} \right] & \mu_1 + 12 < T_{\text{end}} \leq 24 \end{cases} \quad (5)$$

其中, $\sigma_m = 0.87$; $\mu_m = 3.31$; $\sigma_1 = 3.24$; $\mu_1 = 8.92$ 。

根据式(4)可得EV充电电能^[8],如式(6)所示。

$$E_j = S_{\text{end},j} E_{\text{EV}} - S_{\text{start},j} E_{\text{EV}} = M E_{100} / 100 \quad (6)$$

其中, E_j 为EV j 消耗的电能; $S_{\text{end},j}$ 为充电结束时EV j 用

户期望的荷电状态; $S_{\text{start},j}$ 为初始时刻EV j 的荷电状态; E_{EV} 为EV电池容量; E_{100} 为EV行驶100 km所消耗的电能。

可用于有序充电的EV数据生成规则如下:首先根据式(5)随机生成EV的最后离网时间,假设EV在入网后并不立即充电,而是配合充电站进行有序充电,为了保证用户离网时的荷电状态满足需求,入网时间 T_{start} 和充电时长 T_j 应满足 $T_j \leq T_{\text{end}} - T_{\text{start}}$,并且用户实际充电时间 $T_{\text{start},j}$ 也应满足 $T_j \leq T_{\text{end}} - T_{\text{start},j}$,若不满足,则要求用户更改离网时期望的荷电状态;否则,MCTS算法提供的所有方案都将无法满足该用户,其不能作为参与调度的有效资源。

根据上述规则,结合式(6)可求得充电时长 T_j 如式(7)所示。

$$T_j = E_j / (P_e \eta) = T_{\text{end},j} - T_{\text{start},j} \quad (7)$$

其中, $T_{\text{end},j}$ 为EV j 的实际充电结束时间; P_e 、 η 分别为EV的额定充电功率、充电效率。

根据式(7)可求得EV j 的充电横跨时段集合 A_j ,如式(8)所示。

$$A_j = \left\{ t \mid \lfloor T_{\text{start},j} \rfloor \leq t \leq \lfloor T_{\text{end},j} \rfloor \right\} \quad (8)$$

其中, $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示向下取整。

MCTS算法中的选择机制具有随机性,需要Tree Policy去平衡选择机制,其中利用最多的一种机制是上限置信区间算法^[16],其模型 T_{UCT} 如式(9)所示。

$$T_{\text{UCT}} = \frac{Q_i}{N_i} + C \sqrt{\frac{\ln N}{N_i}} \quad (9)$$

其中, N 为根节点的访问次数; N_i 为叶节点 i 的访问次数; C 为可调整参数,一般取 $C=2$; Q_i 为叶节点 i 的总收益价值,与Default Policy有关; Q_i/N_i 为叶节点 i 的平均收益价值,即胜率估计; $C \sqrt{\frac{\ln N}{N_i}}$ 与叶节点访问次数有关,访问次数越少,则该项值越大,更倾向于搜索相对较少被探索的叶节点,避免算法在搜索过程中过早结束而错过最优解。

Default Policy是MCTS算法的目标价值,因此 Q_i 可被定义为寻优目标。本文考虑分时电价政策,以运行费用最低为目标引导用户在电价较低的谷时段进行充电,避免无序充电造成的“峰上加峰”情况发生。但一味寻求最低的充电费用而忽略充电策略将会导致谷时段出现新的负荷高峰,这将会加剧谷时段的功率波动。结合EV用户的充电需求,引入 A_j

对应的净负荷增量比总和最大作为EV充电决策目标,引导用户在波谷值低的时刻进行充电,进而平抑谷时段的功率波动。两目标相结合既能在一定程度上引导用户在低谷时段充电,又能避免因充电时间

过于集中而出现新的负荷高峰。但是,2个目标的量纲及数量级并不相同,直接进行赋权处理得到的单目标优化结果的实际意义并不明确,为了保证每个目标对优化结果具有与权重等价的影响程度,在赋予权重之前需进行归一化处理,将各决策方案的实际目标值转化为0~1之间的值,消除量纲与数量级不同带来的影响。目标函数如式(10)所示。

$$\begin{cases} \max Q_i = \sum_{i \in A_j} (\lambda_1 \alpha \omega_i - \lambda_2 \beta P_{EV,j,t} C_{GP,t}) \\ \omega_i = P_{EV,j,t} / P_{load} \end{cases} \quad (10)$$

其中, λ_1, λ_2 为2个目标的归一化系数; α, β 为权重系数,本文取 $\alpha = \beta = 0.5$; ω_i 为 t 时刻的净负荷增量比, $\omega_i > 0$ 且其值越大表明对应时刻的波谷值越低, $\omega_i < 0$ 且其绝对值越大表明对应时刻的波峰值越高; P_{load} 为EV充电前系统的有功负荷; $P_{EV,j,t}$ 为 t 时刻EV j 的充电功率; $C_{GP,t}$ 为 t 时刻的充电价格,为了简化计算,本文将EV充电价格设置为配电网的购电价格。

在本文的MCTS算法中,将树的根节点设置成无穷大,将 $T_{start,j}$ 设置为子节点,其所处时段作为树的叶节点,以式(10)为寻优目标,根据式(9)进行迭代搜索,寻优 n 次结束,选取 T_{UCT} 值最大的叶节点,并选择该叶节点中 T_{UCT} 值最大的子节点作为最优解,进而根据式(7)和式(8)求解得到每辆EV在 t 时刻的充电功率,最终得到所有EV在 t 时刻的充电功率如式(11)所示。

$$P_{EV,t} = \sum_{j=1}^{N_{EV}} P_{EV,j,t} \eta \quad (11)$$

其中, N_{EV} 为EV数量。

阶段1的约束条件主要包括EV充电时长约束、EV充电需求约束、功率平衡约束以及灵活性约束。值得指出的是,阶段1中 $P_{EV,t}$ 的大小影响阶段2中 t 时刻储能的变化量,因此功率平衡约束统一在阶段2的约束条件中给出。

根据本文所提EV充电策略,EV充电时长、入网时间及实际充电时间应满足式(12)所示约束条件。

$$\begin{cases} T_j \leq T_{end} - T_{start} \\ T_j \leq T_{end} - T_{start,j} \end{cases} \quad (12)$$

为了满足EV充电需求,充电结束时的荷电状态 S_j 应不小于用户期望的荷电状态,即:

$$S_{end,j} \leq S_j \leq 1 \quad (13)$$

灵活性约束是为了保证 t 时刻系统总负荷量在变压器容量范围之内,如式(14)所示。

$$\begin{cases} L_{up,t} \geq 0 \\ L_{down,t} \geq 0 \end{cases} \quad (14)$$

2.2 阶段2:调度储能及可中断负荷的优化模型

在阶段1中,如果 t 时刻EV充电需求已经被满足但仍没有达到配电网的优化效果,可通过阶段2

调度储能及可中断负荷达到提升配电网灵活性的目的。

(1)目标函数。

以运行费用最小和净负荷允许波动裕度最大为目标建立优化调度模型。在给各目标赋权之前也需进行归一化处理,处理方式与阶段1类似。阶段2的目标函数如式(15)所示。

$$\begin{cases} \min F = \lambda_3 \mu_1 (-f_1(X_1)) + \lambda_4 \mu_2 f_2(X_2) \\ \text{s.t. } \mu_1 + \mu_2 = 1 \end{cases} \quad (15)$$

其中, F 为总目标函数; λ_3, λ_4 为各目标的归一化系数; μ_1, μ_2 为权重系数; $f_1(X_1), f_2(X_2)$ 分别为净负荷允许波动裕度最大、运行费用最小的目标函数, X_1, X_2 为目标函数的优化变量。

为了提高配电网的灵活适应性, $f_1(X_1)$ 应满足式(16)。

$$f_1(X_1) = \sum_{t=1}^T F_{FM,t} \quad (16)$$

为了提高经济性, $f_2(X_2)$ 应满足式(17)。

$$f_2(X_2) = C_{ES} + C_{IL} + C_{LOSS} + C_{GP} \quad (17)$$

$$C_{ES} = \sum_{j=1}^{N_{ES}} \frac{C_{ES,j} C(r, n_{ES})}{P_{ESN} T_a} \sum_{t=1}^T |P_{ES,j,t}| \Delta t \quad (18)$$

$$C_{IL} = \sum_{k=1}^{N_{IL}} \sum_{t=T_{IL,min}}^{T_{IL,max}} C_{IL,t} P_{IL,k,t} \quad (19)$$

$$C_{LOSS} = \sum_{t=1}^T C_{GP,t} P_{LOSS,t} \quad (20)$$

$$C_{GP} = \sum_{t=1}^T C_{GP,t} P_{GP,t} \quad (21)$$

其中, T 为仿真周期,本文取为1 d; $C_{ES}, C_{IL}, C_{LOSS}, C_{GP}$ 分别为储能运行费用^[18]、可中断负荷补偿费用、网损费用、主网购电费用; N_{ES} 为储能数量; N_{IL} 为可中断负荷数量; $C_{ES,j}$ 为储能 j 的投资成本; $C(r, n_{ES})$ 为储能资本回收系数, r 为折旧率, n_{ES} 为储能的使用寿命; P_{ESN} 为储能的额定功率; $T_a = 8760$ h; $P_{ES,j,t}$ 为储能 j 在 t 时刻的实际充放电功率; $P_{IL,k,t}$ 为可中断负荷 k 在 t 时刻的中断电量; $C_{IL,t}$ 为 t 时刻可中断负荷的补偿电价; $T_{IL,min}, T_{IL,max}$ 分别为可中断负荷可中断时间的最小值、最大值; $P_{LOSS,t}$ 为 t 时刻的网损; $P_{GP,t}$ 为 t 时刻系统的购电量; Δt 为时间间隔,本文中为1 h。

(2)约束条件。

a. 功率平衡约束:

$$\begin{cases} P_{i,t} = P_{GP,t} + P_{EV,t} + P_{ES,t} + P_{DG,t} - P_{LOSS,t} - P_{IL,t} \\ Q_{i,t} = Q_{GP,t} + Q_{DG,t} - Q_{IL,t} \end{cases} \quad (22)$$

其中, $P_{i,t}, Q_{i,t}$ 分别为 t 时刻节点 i 处的有功、无功功率; $Q_{GP,t}$ 为 t 时刻输电系统的无功功率; $P_{ES,t}, P_{DG,t}, P_{IL,t}$ 分别为 t 时刻所有储能、DG、可中断负荷的有功功率($P_{ES,t} > 0$ 表示储能充电, $P_{ES,t} < 0$ 表示储能放

电); $Q_{DG,t}$ 、 $Q_{IL,t}$ 分别为 t 时刻 DG 发出的无功功率总和、可中断负荷无功功率。

b. 潮流约束:

$$\begin{cases} P_{i,t} = U_{i,t} \sum_{j=1}^{N_{\text{node}}} U_{j,t} (G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \sin \theta_{ij}) \\ Q_{i,t} = U_{i,t} \sum_{j=1}^{N_{\text{node}}} U_{j,t} (G_{ij} \sin \theta_{ij} - B_{ij} \cos \theta_{ij}) \end{cases} \quad (23)$$

其中, N_{node} 为节点数; G_{ij} 、 B_{ij} 分别为节点 i 与节点 j 之间的电导、电纳; $U_{i,t}$ 、 $U_{j,t}$ 分别为 t 时刻节点 i 、节点 j 的电压; θ_{ij} 为节点 i 与节点 j 之间的电压相角差。

c. 储能功率和容量约束:

$$\begin{cases} P_{\text{ES}, \min} < P_{\text{ES}, j} < P_{\text{ES}, \max} \\ E_{\text{ES}, \min} < E_{\text{ES}, j} < E_{\text{ES}, \max} \end{cases} \quad (24)$$

其中, $P_{\text{ES}, \min}$ 、 $P_{\text{ES}, \max}$ 分别为储能充放电功率的最小值、最大值; $E_{\text{ES}, \min}$ 、 $E_{\text{ES}, \max}$ 分别为储能容量的最小值、最大值。

d. 可中断负荷约束:

$$P_{\text{IL}, \min} < P_{\text{IL}, k, t} < P_{\text{IL}, \max} \quad (25)$$

$$T_{\text{IL}, \min} < T_{\text{IL}, k} < T_{\text{IL}, \max} \quad (26)$$

其中, $P_{\text{IL}, \min}$ 、 $P_{\text{IL}, \max}$ 分别为可中断负荷中断电量的最小值、最大值; $T_{\text{IL}, k}$ 为可中断负荷 k 的可中断时间。

e. 节点电压约束:

$$U_{\min} < U_i < U_{\max} \quad (27)$$

其中, $U_{\max}$ 、 $U_{\min}$ 分别为节点电压的上、下限。

f. 灵活性约束:

$$\begin{cases} L_{\text{up}, t} \geq 0 \\ L_{\text{down}, t} \geq 0 \\ F_{\text{FM}, t} \geq 0 \end{cases} \quad (28)$$

3 模型求解

3.1 基于 AHP 的多目标权重处理方法

AHP 是一种解决多目标复杂问题的定性与定量相结合的决策分析方法, 本文将其用于分析运行费用与灵活性裕度多目标问题。AHP 的结构关系见附录中图 A1。图中, 目标层是要实现的总目标, 方案层是目标层的影响因素, 决策层是方案层的决策变量。根据专家经验并依据决策变量对方案层进行评价, 进而组成相应的判断矩阵^[19], 判断矩阵中包括决策层的 5 个因素, 经过权重求解公式最终形成一个权重比例。值得注意的是, 该方法在模型寻优过程中只针对决策层组建了判断矩阵, 因本文方案层只含有 2 个因素, 因此并未直接处理方案层。权重求解公式及判断矩阵的一致性检验可参考文献^[19], 本文不再赘述。

3.2 整体求解流程

在本文所提配电网两阶段灵活性提升优化模型

中, 阶段 1 建立了基于 MCTS 的 EV 有序充电模型, 阶段 2 提出了计及储能及可中断负荷的运行费用最小、灵活性裕度最大的双目标优化模型。模型的整体求解流程图见附录中图 A2, 具体步骤如下。

(1) 输入负荷数据、光伏出力数据、风机出力数据; 设置树的根节点为无穷大; 运用蒙特卡洛法生成合理的 m 辆 EV 有序充电的行驶里程数据, 并计算充电时长。

(2) 设置最大搜索次数 n , 随机搜索 EV 的实际充电时段, 并将其设置为树的叶节点, 在该时段内随机搜索 EV 的实际充电时间, 将其作为子节点, 对于子节点的目标价值进行模拟计算, 回溯并更新树的叶节点价值。

(3) 判断是否达到最大搜索次数, 若达到, 则转步骤(4); 否则, 转步骤(2)。

(4) 比较叶节点的价值, 选择 T_{UCT} 最大的叶节点作为 EV 最优的实际充电时段, 然后比较该叶节点下各子节点的价值, 选择价值最大的子节点作为 EV 最优实际充电时间。

(5) 计算实际充电结束时间及各时段的充电量, 更新负荷数据。

(6) 判断所有 EV 是否充电完毕, 若是, 则转步骤(7); 否则, 转步骤(2)。

(7) 利用 AHP 确定各目标的权重系数, 将多目标问题转换为单目标问题。

(8) 初始化粒子种群和迭代次数, 进行初始潮流计算, 得到优化前粒子的局部和全局最优解。

(9) 更新粒子的速度及位置, 再次进行潮流计算, 获得优化后的全局和局部最优解, 并计算灵活性和运行费用。

(10) 判断是否满足优化结束条件, 若满足, 则转步骤(11); 若不满足, 则转步骤(9)。

(11) 输出最优解, 求解过程结束。

4 算例分析

4.1 基础数据

本文采用改进的 IEEE 33 节点配电网作为测试系统进行分析, 系统结构如附录中图 A3 所示。具体参数如下: 权重系数 $\mu_1=0.25$, $\mu_2=0.75$; 共有 300 辆私家 EV, EV 充电效率为 90%, EV 电池的额定充放电功率、容量分别为 5 kW、30 kW·h, EV 每行驶 100 km 消耗的电能为 15 kW·h; 分布式光伏配置的储能为 150 kW / 900 kW·h, 投资成本 $C_{\text{ES}, j}=160$ 万元, 资本回收系数 $C(r, n_{\text{ES}})$ 参考文献^[18]; 00:00—08:00 时段的波谷电价为 0.3 元 / (kW·h), 08:00—18:00 时段的平时电价为 0.6 元 / (kW·h), 18:00—24:00 时段的波峰电价为 1 元 / (kW·h); 风机和光伏的容量均为 500 kW; 储能的功率爬坡率为 150 kW / h, 系统的功

率爬坡率为500 kW/h。

4.2 配电网灵活性指标及EV充电模型的有效性验证

在原始负荷的基础上,考虑DG和EV无序接入,观察各曲线的变化情况灵活性指标值以验证灵活性指标的正确性与有效性。净负荷曲线如图1所示,灵活性指标结果见附录中表A1和图A4。

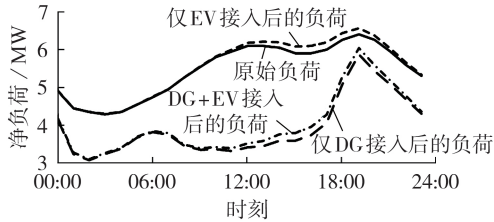


图1 净负荷波动曲线

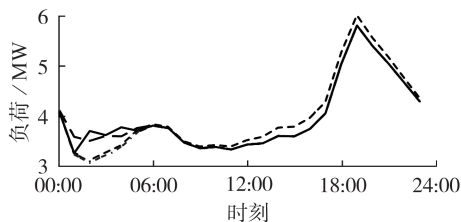
Fig.1 Net load fluctuation curves

关于灵活充裕性,由表A1可以看出,在有DG接入的情景下, $L_{down,01:00}$ 、 $L_{down,02:00}$ 均小于0,表明净负荷谷值裕度不足,符合图1中可能因01:00、02:00时刻的净负荷值过低而造成配电网向下灵活性不足的情况;表A1中3种情景的 $L_{up,19:00}$ 均小于0,表明净负荷峰值裕度不足,符合图1中19:00时刻可能因净负荷值太大而造成配电网向上灵活性不足的情况。关于灵活适应性,由图A4可以看出,在有DG接入的情景下,虽然部分时刻的裕度较好,但 $F_{FM,01:00}$ 、 $F_{FM,18:00}$ 、 $F_{FM,19:00}$ 均小于0,表明灵活性不足,符合图1中01:00、18:00、19:00时刻的净负荷波动剧烈,功率出现骤增/骤减的情况。

由上述分析可知,不可控DG和EV无序接入均会产生配电网灵活性不足的问题,同时也验证了灵活性评价指标的有效性。

在DG接入配电网后,将文献[11]中所提EV双序谷时段充电模式加入对比分析,比较基于MCTS的有序充电模式、双序谷时段充电模式及无序充电模式的性能,仿真结果如图2和表1所示。

由图2可知,双序谷时段充电模式与基于MCTS的有序充电模式均能够起到平抑波动、削峰填谷的作用,且避免了无序充电带来的“峰上加峰”问题。



--- 基于MCTS的有序充电模式, — 双序谷时段充电模式
---- 无序充电模式, -.- DG接入后的负荷

图2 3种模式的充电负荷曲线

Fig.2 Charging load curves of three modes

表1 3种模式的充电负荷指标对比

Table 1 Comparison of charging load indexes among three modes

模式	负荷峰谷差 / kW	$L_{down,01:00} / \%$	$L_{down,02:00} / \%$	充电费用 / 元
无序充电	2918	-1.48	-6.26	1286
双序谷时段充电	2596	-1.10	12.80	428
基于MCTS的有序充电	2530	6.09	9.32	428

由表1可知,双序谷时段充电模式与基于MCTS的有序充电模式均能减小负荷峰谷差以及充电费用,且基于MCTS的有序充电模式在01:00时刻的灵活性裕度更充足。可见,本文所提基于MCTS的有序充电模式更具有优势,同时也验证了本文所提方法的有效性。

4.3 配电网灵活性提升结果

为了验证本文所提灵活性提升方法的有效性和经济性,在DG和EV无序接入的情景下设置了如下3种优化场景进行对比分析:场景1中EV采取本文所提有序充电模式进行优化;场景2中EV采取无序充电模式,并采用本文阶段2的调度方法;场景3按照本文所提两阶段方法进行优化调度。

通过两阶段灵活性资源的优化调度,配电网灵活性得到显著提升,优化结果如图3、表2及附录中图A5所示。由图3可以看出,场景1下波谷时段的灵活性提升取得了一定的效果,净负荷曲线已经趋于平缓;场景2和场景3同样取得了明显的效果,原始负荷波动剧烈的17:00—19:00时段的净负荷曲线波动明显趋缓。由表2可知,3种场景下的净负荷谷值裕度均得到了提升,满足配电网灵活性需求;场景1的净负荷峰值裕度不足,情景2和场景3的净负荷峰值裕度充足。由图A5所示3种场景的净负荷允许波动裕度提升结果可知,3种场景下01:00时刻的净负荷允许波动裕度均得到了提升,场景2和场景3

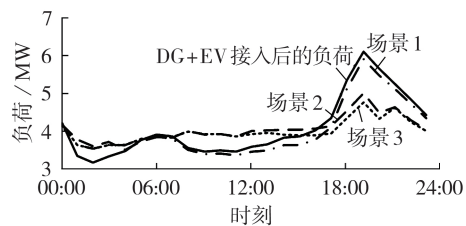


图3 3种场景的净负荷波动曲线对比

Fig.3 Comparison of net load fluctuation curves among three scenarios

表2 灵活性指标结果对比

Table 2 Comparison of flexibility index results

场景	$L_{up,19:00} / \%$	$L_{down,01:00} / \%$	$L_{down,02:00} / \%$
1	-1.03	6.09	9.32
2	14.00	8.68	12.07
3	17.79	6.09	9.32

下 18:00—19:00 时段的净负荷允许波动裕度充足,且在负荷曲线波动较大时段(17:00—23:00)的灵活性相较于场景 1 有很大提升。

3 种场景的日运行费用如表 3 所示。由表 3 可知,相比于 EV 无序充电的场景,场景 1 的日运行费用减少;场景 2 的储能运行费用比场景 3 大约多 14%,总运行费用比情景 3 多 2 000 元左右,可见场景 3 的经济性更优。上述结果表明,场景 1 的灵活性提升有局限性,情景 2 的灵活性提升效果较好,但运行费用较大,情景 3 的经济最优且灵活性提升效果良好。

表 3 3 种场景的日运行费用

Table 3 Daily operation costs of three scenarios

单位:元

场景	C_{ES}	C_{IL}	C_{LOSS}	C_{GP}	总费用
1	0	0	523	61 825	62 348
2	9 369	1 427	346	60 930	72 072
3	8 222	1 583	336	59 940	70 081

通过以上灵活性和经济性分析可知,本文所提配电网两阶段灵活性提升优化方法能够有效地提升配电网灵活性,且运行费用最低。

5 结论

本文针对不可控 DG 接入及 EV 无序充电给配电网带来的灵活性降低问题展开研究,提出了综合考虑 EV 充电与储能及可中断负荷调度的配电网两阶段灵活性提升优化方法,所得结论如下:

(1)当 DG 的渗透率达到一定的程度时,将加剧负荷峰谷差,导致净负荷波动剧烈、灵活性不足问题严重;

(2)EV 无序充电会加剧负荷峰值,增加网损,造成净负荷峰值裕度不足;

(3)所提配电网指标能够很好地反映配电网灵活性,且能够进行定量计算;

(4)所提配电网两阶段灵活性提升优化方法能够有效地提升配电网灵活性且经济性更好。

算例分析结果验证了本文所提优化调度方法的正确性、有效性和经济性,下一步的研究工作将从规划角度进一步研究提升 DG 接入下配电网灵活性和可靠性的措施。

附录见本刊网络版(<http://www.epae.cn>)。

参考文献:

[1] HATTAM L, GREETHAM D V. Green neighbourhoods in low voltage networks: measuring impact of electric vehicles and photovoltaics on load profiles[J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 2017, 5(1): 105-116.

[2] 王洪坤, 王守相, 潘志新, 等. 含高渗透分布式电源配电网灵活性提升优化调度方法[J]. 电力系统自动化, 2018, 42(15):

86-93.

WANG Hongkun, WANG Shouxiang, PAN Zhixin, et al. Optimized dispatching method for flexibility improvement of distribution network with high-penetration distributed generation[J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(15): 86-93.

[3] 肖定垚, 王承民, 曾平良, 等. 电力系统灵活性及其评价综述[J]. 电网技术, 2014, 38(6): 1569-1576.

XIAO Dingyao, WANG Chengmin, ZENG Pingliang, et al. A survey on power system flexibility and its evaluations[J]. Power System Technology, 2014, 38(6): 1569-1576.

[4] 孙伟卿, 田坤鹏, 谈一鸣, 等. 考虑灵活性需求时空特性的电网调度计划与评价[J]. 电力自动化设备, 2018, 38(7): 168-174.

SUN Weiqing, TIAN Kunpeng, TAN Yiming, et al. Power grid dispatching plan and evaluation considering spatial and temporal characteristics of flexibility demands[J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(7): 168-174.

[5] 黄弦超, 封钰. 考虑机组灵活性的独立微网日前日内协调优化调度[J]. 电力自动化设备, 2020, 40(4): 125-131.

HUANG Xianchao, FENG Yu. Day-ahead and intra-day coordinated optimal scheduling of stand-alone microgrid considering unit flexibility[J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(4): 125-131.

[6] 田园园, 廖清芬, 徐雨田, 等. 基于有序充电策略的换电站及分布式电源多场景协调规划方法[J]. 电力自动化设备, 2017, 37(9): 62-69.

TIAN Yuanyuan, LIAO Qingfen, XU Yutian, et al. Multi-scenario coordinated planning method of EV battery-swapping station and distributed generation based on coordinated charging strategy[J]. Electric Power Automation Equipment, 2017, 37(9): 62-69.

[7] 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.

[8] 茆美琴, 刘云晖, 张榴晨, 等. 含高渗透率可再生能源的配电网广义储能优化配置[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(8): 77-88.

MAO Meiqin, LIU Yunhui, ZHANG Liuchen, et al. Optimal configuration of generalized energy storage in distribution network with high-penetration renewable energy[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(8): 77-88.

[9] 王毅, 王飞宏, 侯兴哲, 等. 住宅区电动汽车充电负荷随机接入控制策略[J]. 电力系统自动化, 2018, 42(20): 53-58.

WANG Yi, WANG Feihong, HOU Xingzhe, et al. Random access control strategy of charging for household electric vehicle in residential area[J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(20): 53-58.

[10] HEUSSEN K, BONDY D E M, HU J J, et al. A clearing house concept for distribution-level flexibility services[C]// IEEE PES ISGT Europe. Lyngby, Denmark: IEEE, 2013: 1-5.

[11] 苏海峰, 梁志瑞. 基于峰谷电价的家用电动汽车居民小区有序充电控制方法[J]. 电力自动化设备, 2015, 35(6): 17-22.

SU Haifeng, LIANG Zhirui. Orderly charging control based on peak-valley electricity tariffs for household electric vehicles of residential quarter[J]. Electric Power Automation Equipment, 2015, 35(6): 17-22.

[12] 李海波, 鲁宗相, 乔颖, 等. 大规模风电并网的电力系统运行灵活性评估[J]. 电网技术, 2015, 39(6): 1672-1678.

LI Haibo, LU Zongxiang, QIAO Ying, et al. Assessment on operational flexibility of power grid with grid-connected large-

- scale wind farms[J]. Power System Technology, 2015, 39(6): 1672-1678.
- [13] 颜宏文, 李欣然. 基于差分进化的含分布式电源母线净负荷预测[J]. 电网技术, 2013, 37(6): 1602-1606.
YAN Hongwen, LI Xinran. Uncertainty analysis on net load forecasting for busbar containing distributed energy sources based on differential evolution and rough sets reduction[J]. Power System Technology, 2013, 37(6): 1602-1606.
- [14] 朱赫炎, 张明理, 郭笑林, 等. 计及分布式光伏电源出力影响的母线净负荷预测[J]. 电测与仪表, 2020, 57(12): 69-74, 104.
ZHU Heyan, ZHANG Mingli, GUO Xiaolin, et al. Net load prediction of bus considering influence of distributed photovoltaic power output [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2020, 57(12): 69-74, 104.
- [15] NIKOUBAKHT A, AGHAEI J, NIKNAM T, et al. Electric vehicle mobility and optimal grid reconfiguration as flexibility tools in wind integrated power systems[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2019, 110: 83-94.
- [16] 孙润稼, 刘玉田. 基于深度学习和蒙特卡洛树搜索的机组恢复在线决策[J]. 电力系统自动化, 2018, 42(14): 40-47.
SUN Runjia, LIU Yutian. Online decision-making for generator start-up based on deep learning and Monte Carlo tree search[J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(14): 40-47.
- [17] US Department of Transportation, Federal Highway Administration. 2009 national household travel survey[EB/OL]. (2011-06-20)[2019-10-01]. <http://nhts.ornl.gov/2009/pub/stt.pdf>.
- [18] 刘燕华, 张楠, 张旭. 考虑储能运行成本的风光储微网的经济运行[J]. 现代电力, 2013, 30(5): 13-18.
LIU Yanhua, ZHANG Nan, ZHANG Xu. Economic operation of wind-PV-ES hybrid microgrid by considering of energy storage operational cost[J]. Modern Electric Power, 2013, 30(5): 13-18.
- [19] LIU Z P, WEN F S, LEDWICH G. Optimal siting and sizing of distributed generators in distribution systems considering uncertainties[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2011, 26(4): 2541-2551.

作者简介:



王守相

王守相(1973—),男,山东高密人,教授,博士研究生导师,主要研究方向为智能配电系统分析、分布式发电系统分析与仿真(E-mail: sxwang@tju.edu.cn);

陈建凯(1993—),男,河北沧州人,硕士研究生,主要研究方向为弹性配电网灵活性(E-mail: jiank_chen@163.com);

王洪坤(1975—),男,辽宁建平人,副教授,博士,通信作者,主要研究方向为配电系统分析及其自动化(E-mail: whkmyr@163.com)。

(编辑 陆丹)

Two-stage flexibility improvement optimization method of distribution network considering EV charging and scheduling of energy storage and interruptible loads

WANG Shouxiang¹, CHEN Jiankai¹, WANG Hongkun^{1,2}, WU Zhiwei³

(1. Key Laboratory of Smart Grid of Ministry of Education, Tianjin University, Tianjin 300072, China;

2. College of Mechanical and Electrical Engineering, Shihezi University, Shihezi 832000, China;

3. Hengshui Power Supply Company of State Grid Hebei Electric Power Co., Ltd., Hengshui 053000, China)

Abstract: The frequent fluctuation of distributed generation output and the disordered charging of EVs (Electric Vehicles) make the insufficient flexibility of distribution network become more and more prominent. Therefore, it is necessary to improve the flexibility and adaptability of distribution network by scheduling the flexible resources effectively. On the basis of fully analyzing the flexibility improvement measures of distribution network, three flexibility evaluation indexes of net load peak margin, net load valley margin and net load allowable fluctuation margin are presented. A two-stage flexibility improvement optimization model of distribution network is established, which considers the EV charging and the scheduling of energy storage and interruptible loads comprehensively. In the first stage, the ordered charging strategy of EV based on Monte Carlo tree search is constructed to reasonably guide the EV loads to charge in the valley period. Based on the first stage, an optimal scheduling model considering energy storage and interruptible loads is established in the second stage, which is solved by using particle swarm optimization algorithm. The example of IEEE 33-bus system verifies the effectiveness of the proposed flexibility indexes and the EV ordered charging model, and the results show that the two-stage flexibility improvement optimization method can effectively improve the flexibility of distribution network and the overall economy is optimal.

Key words: distribution network; flexibility improvement; electric vehicles; ordered charging; optimal scheduling; Monte Carlo tree search; interruptible loads; energy storage; two-stage optimization

附录

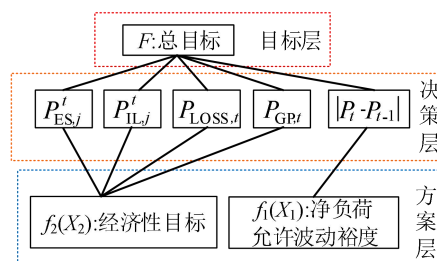


图 A1 AHP 的结构图

Fig.A1 Structure diagram of AHP

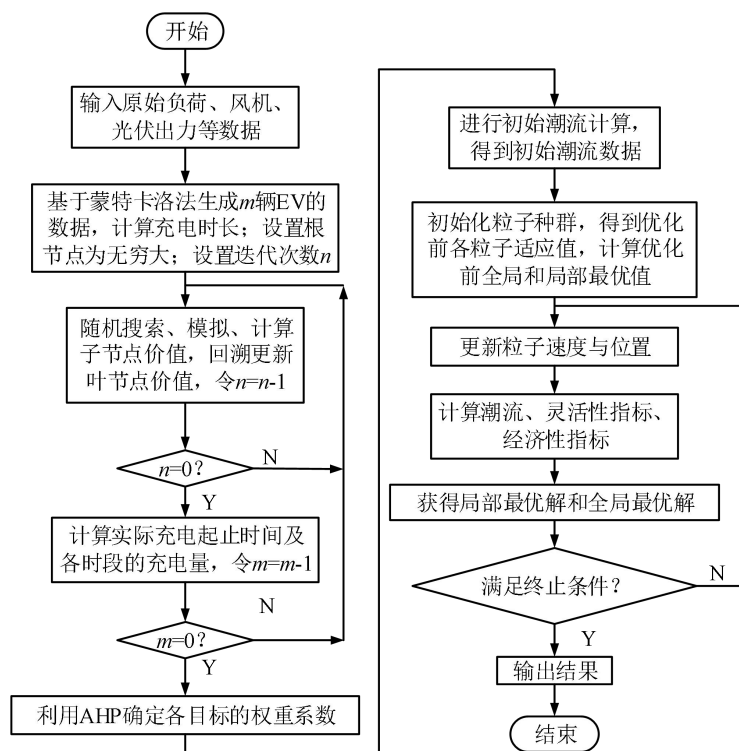


图 A2 模型求解流程图

Fig.A2 Flowchart of solving model

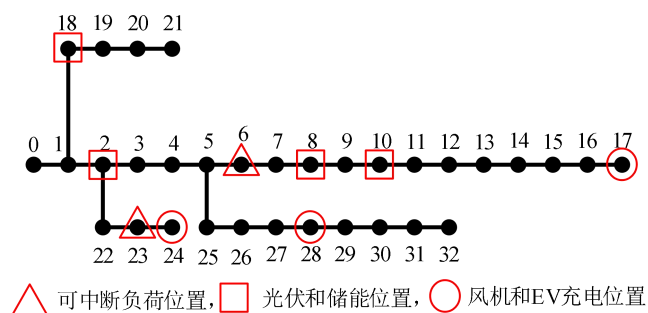


图 A3 IEEE 33 节点配电网结构图

Fig.A3 Structure diagram of IEEE 33-bus distribution network

表 A1 灵活性指标结果对比
Table A1 Comparison of flexibility index results

情景	$L_{up,19:00}/\%$	$L_{down,01:00}/\%$	$L_{down,02:00}/\%$
仅 DG 接入	-1.03	-1.52	-6.36
仅 EV 接入	-12.96	30.34	31.93
DG+EV 接入	-3.65	-1.48	-6.26

