考虑分布式储能与电动汽车充电网络的配电网多目标规划

孔顺飞，胡志坚，谢仕炜，郑云飞

（武汉大学电气与自动化学院，湖北 武汉 430072）

摘　要：电动汽车和风光储技术的快速发展对配电网规划起到关键作用。首先基于车配电池组的需量来分析充电需求，并通过充电站截获的交通流量将电动汽车负荷功率计入网络中，提出一种考虑储能优化策略的配电网多目标规划模型。该模型以规划成本最小、配电网电压水平最优、交通网络满意度最佳来构造多目标函数，对风光储及充电站相关设备布点定容，并采用嵌入 NDX 交叉算子的改进 NSGA-II 算法进行求解。最后以耦合了交通网络的 33 节点配电系统为例，对所研究的模型和方法进行仿真验证。仿真结果表明，所提方法能有效改善配网规划相关指标，提升规划综合效益。

关　键　词：电动汽车充电站；分布式电源；储能优化；多目标规划；改进 NSGA-II

DOI：10.19781/j.issn.1673-9140.2021.01.012　　**中图分类号**：TM761　　**文章编号**：1673-9140(2021)01-0106-11

Multi-objective planning of distribution network considering distributed energy storage and electric vehicle charging network

KONG Shunfei, HU Zhijian, XIE Shiwei, ZHENG Yunfei

(School of Electrical Engineering and Automation, Wuhan University, Wuhan 430072, China)

Abstract: The rapid development of electric vehicles and wind-solar-storage technologies play a key role in the distribution network planning. Firstly, the charging demand of electric vehicles is analyzed according to the demand for the car battery pack. Then, the electric vehicle load is calculated by considering the traffic flow provided by the charging stations, and a multi-objective planning model of distribution networks conductive with energy storage optimization strategy is proposed. In addition, a multi-objective function is constructed with the lowest planning cost, optimizing distribution network voltage and the best satisfaction with traffic network. This model also conducts a fixed-capacity location planning for the wind-solar-storage and charging stations in the network, and utilizes the improved NSGA-II algorithm embedded with the NDX crossover operator to solve the problem. Finally, a 33-node power distribution system coupled with a transportation network is taken as an example to verify the model and method. The simulation results show that the proposed method can effectively improve the relevant indicators of distribution network planning and enhance the overall planning benefits.

Key words: electric vehicle charging station; distributed generation; energy storage optimization; multi-objective planning; improved NSGA-II

收稿日期：2019-02-20；**修回日期**：2019-06-09

基金项目：国网福建省电力有限公司重点科技项目(SGFJJY00GHJS1700060)；国网湖北省电力有限公司科技项目(SGHBJY00PSJS1800034)

通信作者：孔顺飞(1994-)，男，硕士研究生，主要从事电力系统规划与运行研究；E-mail：595866875@qq.com

随着分布式电源（distributed generation，DG）和电动汽车（electric vehicle，EV）的接入，配电网的电力规划内容也变得更为复杂，在接入成本以及综合效益上需要考虑更多的因素。一方面，DG 出力和负荷需求具有明显不同的时序特性[1]，合理地接入储能设备可以在用电低谷期储存能量和用电高峰期释放能量，实现 DG 和负荷需求之间的互补，降低规划方案的综合成本；另一方面，EV 充电站的接入将带来充电负荷，其选址定容问题也将影响配电网的稳定性以及 EV 出行的便利性[2]。因此，研究含有风光储以及充电站的配电网规划问题具有重要的价值。

目前，伴随着 EV 的迅速发展，与充电站规划相关的理论成果正不断更新且考虑因素也日益增多。文献[3]在能够满足区域最大电动汽车充电需求和充电站服务半径的条件下，以缩减周期年综合费用为目标，基于泰森多边形思路对建站点进行合理规划；文献[4]以充电站年收益以及用户效用值最大为目标，提出了一种考虑投资收益和充电用户效用耦合决策的双层优化模型，并使用卡罗需-库恩-塔克（karush-kuhn-tucker，KKT）条件解决了双单层规划的解耦问题；文献[5]运用出行链模式来建立考虑车主行驶需求的充电站选址模型，分别通过最小驾车空驶成本和建站点的周最大充电负荷来决策最优规划方案。而对 DG 的优化设计问题多是围绕规划的经济成本、配电网的网损、供电可靠性以及电压质量而展开[6-9]。文献[10-11]在 DG 优化问题中还考虑了储能系统的影响，以规划成本、储能削峰填谷指标或区域功率波动等为优化目标，对 DG 和储能系统进行联合规划。

目前，同时考虑 DG、储能策略以及 EV 充电网络建设的研究还较少。为了拓展相关方面的研究价值，该文首先基于车配电池组的需量来分析 EV 充电需求，并引入了一种基于平滑等效负荷曲线的分布式储能协调优化策略；然后，通过充电站选址的交通满意度模型以及截获的交通流量来联系交通网和配电网。最后，考虑不同 DG 和负荷的时序特性，兼顾规划成本经济性、配电网电压水平及交通网络满意度来构造多目标函数，采用嵌入 NDX 交叉算子的改进 NSGA-II 算法对模型进行求解。以 IEEE 33 节点配电系统为例，在该基础上模拟出 EV 交通网络，对该文所研究的模型和方法进行验证。

1　EV 充电需求以及储能策略分析

1.1　EV 充电电量需求

目前，市面上的 EV 主要通过电池组来供能，且各电池组由若干个电池串并联构成[12]。为了较为方便地统计出区域 EV 充电电量，可以通过合理分析车配电池组的需量来实现。

按用途作为划分依据，EV 可分为多种类型，诸如公交车、出租车、私家车、环卫车、邮政车等。通过调查，与车配电池组的需量密切相关的因素主要包括各个车型的车保有量、日行驶里程、出勤率以及更换电池比例等。对某区域的当天车配电池组的需量 N_{B} 进行统计，其计算式：

$$N_{\mathrm{B}}=\sum_{i=1}^{5} N_{\mathrm{EV}i}\frac{L_{\mathrm{d}i}}{L_{0i}}a_i b_i K_{\mathrm{EVd}i} \tag{1}$$

式中　$N_{\mathrm{EV}i}$ 为第 i 种 EV 的保有量；$L_{\mathrm{d}i}$ 和 L_{0i} 分别对应车主平均每天的行驶路程以及完整充电一次能够行驶的路程；a_i、b_i 和 $K_{\mathrm{EVd}i}$ 分别为相应车子的出勤率、更换电池比例以及装配的电池组数量。

收集完区域内各类车型的信息，通过查找相应电池的充电功率与充电周期时长信息便可计算 EV 电量需求。考虑到充电站的设备数较多，一次性电量配送将产生功率损耗；因此，充电电量 W_{B} 还需计及相关附属设备的工作效率，其具体表达式：

$$W_{\mathrm{B}}=N_{\mathrm{B}}P_{\mathrm{C}}t_{\mathrm{charge}}/(\eta_{\mathrm{tran}}\eta_{\mathrm{charge}}) \tag{2}$$

式中　P_{C} 和 t_{charge} 分别为单电池组的功率和完整充电周期；η_{tran} 和 η_{charge} 分别为变压器和充电机的效率。

1.2　时序建模与储能优化策略

该文的 DG 发电以风力发电（wind power generation，WG）和光伏发电（photovdtaic power generation，PV）为代表，其出力大小主要由地理位置及气候环境决定。虽受气象条件约束，但随着四季更迭和时光流转，DG 出力也存有一定的时序规律。生活中的居民、商业及工业负荷也具有类似的时序规律，但与 DG 相比在性质上会有所差异，变化规律也不尽相同。传统建模方法通常假设 DG 出力和负荷需求服从一定的概率分布模型，并通过抽样方法

表现其不确定性，但这样并不能体现其随季节和供电时段的变化。因此，从长期统计的角度来看，可以基于多场景技术和时序法来对 DG 与负荷进行建模。该文中，WG、PV 出力以及各类负荷的时序特性曲线参考文献[1]。

研究表明，分布式储能系统可以有效改善配电网的实时运行状态。通过储能技术协调优化后，DG 出力波动可以得到有效平抑，从而提高可再生能源的利用率。因此，该文基于等效负荷以及平均等效负荷概念，引入了一种基于蓄电池储能系统(battery energy storage systerm，BESS)的协调优化策略。假设 WG 和 PV 的输出功率在每个场景内恒定，并以时序特性中的一个典型日作为一个周期进行研究。首先计算节点 i 在时刻 t 的等效负荷 $P_{\mathrm{eq}i}$ 和平均等效负荷 $P_{\mathrm{av}i}$，计算式分别为

$$P_{\mathrm{eq}i}(t)=P_{\mathrm{L}i}(t)-P_{\mathrm{DG}i}(t) \tag{3}$$

$$P_{\mathrm{av}i}=\sum_{t=1}^{24}P_{\mathrm{eq}i}(t)/24 \tag{4}$$

式中 $P_{\mathrm{L}i}(t)$ 和 $P_{\mathrm{DG}i}(t)$ 分别为节点 i 在时刻 t 的负荷值以及 DG 出力值。

基于储能的协调优化策略具体内容如下：

1)若 $P_{\mathrm{eq}i}$ 远远小于 $P_{\mathrm{av}i}$，则说明此时用电负荷处于低谷期，蓄电池可以通过充电来储存过剩的 DG 功率。因此，当 $P_{\mathrm{eq}i}(t)+\Delta P_1 \ll P_{\mathrm{av}i}$ 时，BESS 充电，ΔP_1 为充电功率。

2)经过一段时间充电后，若 $P_{\mathrm{eq}i}$ 稍小于 $P_{\mathrm{av}i}$ 则说明出力和需求接近平衡。此时为了平抑等效负荷的波动性，充电条件需要作一些调整。若满足 $|P_{\mathrm{eq}i}(t)+\Delta P_1-P_{\mathrm{av}i}|\leqslant\delta P_{\mathrm{av}i}$ (δ 表示 $P_{\mathrm{eq}i}$ 在其平均值附近的波动系数，该文取 0.2)，则说明充电后的 $P_{\mathrm{eq}i}$ 已接近 $P_{\mathrm{av}i}$，此时不需继续充电。若不满足此式，则 BESS 继续充电。

3)若 $P_{\mathrm{eq}i}$ 远远大于 $P_{\mathrm{av}i}$，说明此时用电负荷处于高峰期，BESS 需要释放功率。因此，当 $P_{\mathrm{eq}i}(t)-\Delta P_2 \gg P_{\mathrm{av}i}$ 时，BESS 放电，ΔP_2 为放电功率。

4)经过一段时间放电后，若 $P_{\mathrm{eq}i}$ 稍大于 $P_{\mathrm{av}i}$ 则说明放电过程也接近饱和。同理，此时放电条件也需要作一些调整。若满足 $|P_{\mathrm{eq}i}(t)-\Delta P-P_{\mathrm{av}i}|\leqslant\delta P_{\mathrm{av}i}$，则 BESS 不必继续放电。

2 考虑流量的充电站选址定容模型

充电站在交通网络中需要覆盖网络中的交通流量，其选址问题通常需要考虑截获尽可能多的流量。以 Floyd 算法为基础，通过重力空间互动模型[13]来统测全系统充电站每年截获的交通流量 F_{CS}。其计算式：

$$f_{k,t}^{\mathrm{road}}=\frac{\omega_{ko}\omega_{kd}}{D_k^{1.5}}\cdot\frac{\sigma_t}{\sigma_{\mathrm{RH}}},k\in\Omega_{od},t\in T \tag{5}$$

$$F_{\mathrm{CS}}=365\cdot\sum_{t=1}^{24}\sum_{k\in\Omega_{od}}f_{k,t}^{\mathrm{road}}x_k^{\mathrm{load}} \tag{6}$$

式中 $f_{k,t}^{\mathrm{road}}$ 为最短路径 k 于时段 t 的单向交通流量需求的标幺值；ω_{ko} 和 ω_{kd} 分别为路径起点和终点的需求权重，可以反映各节点的交通繁忙概况；D_k 为路径长度的标幺值；σ_t 和 σ_{RH} 分别为 EV 用户于时段 t 和高峰时段的出行比例；Ω_{od} 为系统中任意起点 o 到任意终点 d 的最短路径(OD 路径)集合，可由 Floyd 算法求得；T 为时间段集合；x_k^{load} 为二进制决策变量，若路径 k 上存有 EV 建站点，则表明该部分流量可被系统俘获，对应变量取值为 1，反之取 0。

系统全年截获的交通流量可以作为评价交通网络满意度的标准之一。为了提高投资效益，充电站的选址模型可以围绕求取式(6)的最大值而展开。同时，$f_{k,t}^{\mathrm{road}}$ 还将影响各个时段待充电车辆于节点 i 的平均到达率 $\lambda_{i,t}$、充电功率 $P_{i,t}^{\mathrm{CS}}$ 以及站点需要配备的充电设施数量。这里假设 $\lambda_{i,t}$ 分别与充电站截获的交通流量、EV 出行比例成正比，计算式：

$$f_{i,t}^{\mathrm{CS}}=\sum_{k\in\Omega_{od}}f_{k,t}^{\mathrm{road}}x_{k,i}^{\mathrm{road}}x_i^{\mathrm{CS}},i\in\Omega,t\in T \tag{7}$$

$$\lambda_i^{\mathrm{RH}}=\max\{\lambda_{i,t}\,|\,\lambda_{i,t}=\tilde{F}^{\mathrm{CS}}\frac{\sigma_t}{\sum_{t\in T}\sigma_t}\cdot\frac{f_{i,t}^{\mathrm{CS}}}{\sum_{i\in\Omega}f_{i,t}^{\mathrm{CS}}}\},i\in\Omega \tag{8}$$

$$P_{i,t}^{\mathrm{CS}}=p^{\mathrm{CS}}\frac{\lambda_{i,t}}{\mu},i\in\Omega,t\in T \tag{9}$$

式中 $f_{i,t}^{\mathrm{CS}}$ 为节点 i 于时段 t 截获的交通流量；$x_{k,i}^{\mathrm{road}}$ 和 x_i^{CS} 均为二进制决策变量，前者用以判断节点 i 是否存于路径 k，后者用以表征节点 i 是否为建站点；Ω 为网络节点的集合；λ_i^{RH} 为节点 i 于交通高

峰时段待充电车辆的平均到达率（指单位时间内到达充电站接受充电服务的 EV 数量）；$\widetilde{F}^{\mathrm{CS}}$ 为系统每日充电总频次需求，需根据式(2)中的 W_{B} 计算得到；p^{CS} 为单台充电设备的充电功率；μ 为单台设备的平均服务率，单位为辆/h。

对于充电站而言，服务水平的高低在很大程度上取决于交通高峰时段车主的平均充电等待时间。当充电设备数增加时，充电站的排队问题就能得到缓解，等待时间也会缩短，但也增加了整个系统的投资成本。因此，可以通过设置平均充电等待时间的阈值，建立相关约束条件来配置各充电站的设备数量，达到充电设备投资最优。该文基于泊松分布和负指数分布函数来表示各 EV 抵达建站点和充电的相关步骤[14-15]。结合 M/M/s 队列模型，可以把充电站的定容问题转化为如下非线性整数规划问题：

$$\min z_i^{\mathrm{CS}} \tag{10}$$

$$\text{s.t.}\quad \begin{cases} W_i^{\mathrm{RH}} < W^{\mathrm{allowed}} \\ z_i^{\mathrm{CS}} \geqslant \dfrac{\lambda_i^{\mathrm{RH}}}{\mu} \end{cases},\ \forall i \in \Omega \tag{11}$$

$$W_i^{\mathrm{RH}} = P_i^{\mathrm{non}} \frac{(z_i^{\mathrm{CS}}\rho_i^{\mathrm{RH}})^{z_i^{\mathrm{CS}}}\rho_i^{\mathrm{RH}}}{\lambda_i^{\mathrm{RH}}(z_i^{\mathrm{CS}})!\ (1-\rho_i^{\mathrm{RH}})^2},\lambda_i^{\mathrm{RH}} \neq 0 \tag{12}$$

$$P_i^{\mathrm{non}} = \left[\sum_{n=0}^{z_i^{\mathrm{CS}}-1} \frac{(z_i^{\mathrm{CS}}\rho_i^{\mathrm{RH}})^n}{n!} + \frac{(z_i^{\mathrm{CS}}\rho_i^{\mathrm{RH}})^{z_i^{\mathrm{CS}}}}{(z_i^{\mathrm{CS}})!\ (1-\rho_i^{\mathrm{RH}})}\right]^{-1} \tag{13}$$

$$\rho_i^{\mathrm{RH}} = \frac{\lambda_i^{\mathrm{RH}}}{z_i^{\mathrm{CS}}\mu} \tag{14}$$

式中　z_i^{CS} 为节点 i 配置的充电设备数，其乘以 p^{CS} 即为节点 i 处充电站的容量；W_i^{RH} 和 W^{allowed} 分别为交通高峰时段接受充电服务的平均等待时间及其阈值；P_i^{non} 为节点 i 充电站设备全部空闲的概率；ρ_i^{RH} 为节点 i 于交通高峰时段的设备平均使用率。

据行为科学家研究发现，一个人在排队时的平均逗留时间超过 40 min 或平均等待时间超过 10 min 便会因恼火而离去[16]。考虑到 EV 充电时间的特殊性，式(11)的第一个约束可以将阈值设为 0.1 h。另外，为了保证不会形成无限长排队情况，z_i^{CS} 的值必须要满足最基本的充电频次需求，因此要设定式(11)的第 2 个约束。

根据上述分析，考虑交通流量的充电站选址定容模型的核心决策变量为 x_i^{CS}。其优化过程不仅直接影响了交通网络的满意度指标，还会影响充电功率大小以及充电设备投资成本。因此，该模型可以将交通需求和电力负荷较好地联系起来，进一步体现了配电网与交通网环环相扣、相互影响的关系。

3　多目标优化建模与求解

该文引入多场景和机会约束规划方法[17]，将全年分为 96 个场景。根据 DG、负荷的时序特性以及 EV 于不同时刻的出行比例，每个场景都有对应的 DG 出力、电力负荷需求以及交通负荷需求。设定模型的置信度水平为 0.9，若规划方案不满足该机会约束条件，则舍弃该方案。

3.1　多目标优化函数

模型兼顾规划经济性、配电网电压水平以及交通网络满意度等多个指标来构造函数，对区域系统内的各类设备进行合理布点定容。为了求取目标函数的最小值，同时考虑到要截获最大的交通流量，这里需要对式(6)求倒数作为交通网络满意度指标。具体数学描述：

$$\min\begin{cases} f_1 = \dfrac{r(1+r)^{\eta}}{(1+r)^{\eta}-1}C^{\mathrm{inv}} + C^{\mathrm{ope}} \\ f_2 = \displaystyle\sum_{s=1}^{96}\sum_{i=1}^{n} U_{s,i}^{\mathrm{level}}/(96\cdot n),\ i\in\Omega,\ s\in\Omega_s \\ f_3 = 1/F_{\mathrm{CS}} = 1/(365\cdot\displaystyle\sum_{t=1}^{24}\sum_{k\in\Omega_{od}} f_{k,t}^{\mathrm{road}} x_k^{\mathrm{load}}),\ t\in T \end{cases} \tag{15}$$

$$C^{\mathrm{inv}} = p^{\mathrm{DG}}\left(c_1^{\mathrm{PV}}\sum_{j\in\Omega^{\mathrm{PV}}} N_j + c_1^{\mathrm{WG}}\sum_{j\in\Omega^{\mathrm{WG}}} N_j\right) + c^{\mathrm{CS}}\sum_{i\in\Omega} z_i^{\mathrm{CS}} x_i^{\mathrm{CS}} + \sum_{k\in\Omega^{\mathrm{BS}}} x_k^{\mathrm{BS}}\left(c_1^{\mathrm{BS}} S_{\max}^{\mathrm{BS}} + c_2^{\mathrm{BS}} P_{\max}^{\mathrm{BS}}\right) \tag{16}$$

$$C^{\mathrm{ope}} = c_2^{\mathrm{PV}}\sum_{s\in\Omega_s}\sum_{j\in\Omega^{\mathrm{PV}}}\Delta t_s P_{s,j}^{\mathrm{PV}} + c_2^{\mathrm{WG}}\sum_{s\in\Omega_s}\sum_{j\in\Omega^{\mathrm{WG}}}\Delta t_s P_{s,j}^{\mathrm{WG}} + \sum_{s\in\Omega_s} f_{\mathrm{e}}(s) P_{\mathrm{em}}(s)\Delta t_s \tag{17}$$

$$P_{\mathrm{em}}(s) = \sum_{i=1}^{n}\left(P_{s,i}^{\mathrm{L}} + P_{s,i}^{\mathrm{CS}}\right) - \left(\sum_{j\in\Omega^{\mathrm{PV}}} P_{s,j}^{\mathrm{PV}} + \sum_{j\in\Omega^{\mathrm{WG}}} P_{s,j}^{\mathrm{WG}}\right) + P_s^{\mathrm{loss}} \tag{18}$$

$$U_{s,i}^{\text{level}}=\begin{cases}\dfrac{V_{s,i}-1}{V^{\min}-1}, & V^{\min}<V_{s,i}\leqslant 1\\ \dfrac{V_{s,i}-1}{V^{\max}-1}, & 1<V_{s,i}<V^{\max}\\ 1.0, & V_{s,i}\geqslant V^{\max},\ V_{s,i}\leqslant V^{\min}\end{cases}\tag{19}$$

式中 f_1 为经济成本，包括建设成本 C^{inv} 和运行成本 C^{ope}；r 为贴现率；η 为投资年限；f_2 为电压质量指标；$U_{s,i}^{\text{level}}$ 为场景 s 下节点 i 的电压质量评估函数值；n 为网络的节点总数；Ω_s 为场景的集合；f_3 表示交通网络满意度指标；p^{DG} 为 DG 单位容量；c_1^{PV} 和 c_1^{WG} 分别为 PV 和 WG 单位容量的投资成本；Ω^{PV} 和 Ω^{WG} 分别为安装光伏和风机的节点集合；N_j 为第 j 个安装节点的 DG 个数；c^{CS} 为每台充电设备的投资成本；x_k^{BS} 为节点 k 是否投入储能装置的二值变量；Ω^{BS} 为安装储能的节点集合；c_1^{BS} 和 c_2^{BS} 分别为储能装置的单位容量成本与充放电功率成本；$S_{\max}^{\text{BS}}$ 和 $P_{\max}^{\text{BS}}$ 分别为储能最大容量和最大充放电功率；c_2^{PV} 和 c_2^{WG} 分别为 PV 和 WG 的单位运行费用；Δt_s 为场景 s 下配网年累计运行时间；$P_{s,j}^{\text{PV}}$ 和 $P_{s,j}^{\text{WG}}$ 分别为场景 s 下的第 j 个 PV 或 WG 的出力；$f_{\text{e}}(s)$ 和 $P_{\text{em}}(s)$ 分别为场景 s 下的电价和电功率需求；$P_{s,i}^{\text{L}}$ 和 $P_{s,i}^{\text{CS}}$ 为场景 s 下节点 i 的负荷功率和 EV 充电功率；P_s^{loss} 为场景 s 下的电能损耗；$V_{s,i}$ 为场景 s 下节点 i 的电压幅值；$V^{\min}$ 和 $V^{\max}$ 分别为节点电压的允许下限值和上限值。

各场景下的电能成本 $C_{\text{e}}(P_{\text{em}}(s))$ 常用 m 次多项式[18]来模拟：

$$C_{\text{e}}(P_{\text{em}}(s))=\theta_m(P_{\text{em}}(s))^m+\cdots+\theta_1 P_{\text{em}}(s)+\theta_0\tag{20}$$

式中 θ_m 为各次幂的系数。

从售电方获利角度出发，各场景电价 $f_e(s)$ 的制定模式通常需要考虑获取最大的经济效益，可用数学描述：

$$\max\sum_{s\in\Omega_s}(P_{\text{em}}(s)f_{\text{e}}(s)-C_{\text{e}}(P_{\text{em}}(s)))\tag{21}$$

该数学问题的解为

$$f_{\text{e}}(s)=C'_{\text{e}}(P_{\text{em}}(s))\tag{22}$$

可知，$f_{\text{e}}(s)$ 是根据电能的边际成本来设定。为了方便计算，式(20)一般取平方项为最高次项。

3.2 模型约束条件

1)配电网潮流约束。

$$\begin{cases}P_{s,i}^{\text{L}}+P_{s,i}^{\text{CS}}-P_{s,i}^{\text{DG}}=\\ \quad V_{s,i}\sum_{j=1}^{n}V_{s,j}(G_{ij}\cos\delta_{s,ij}+B_{ij}\sin\delta_{s,ij})\\ Q_{s,i}^{\text{L}}-Q_{s,i}^{\text{DG}}=\\ \quad V_{s,i}\sum_{j=1}^{n}V_{s,j}(G_{ij}\sin\delta_{s,ij}-B_{ij}\cos\delta_{s,ij})\\ \forall s\in\Omega_s,i\in\Omega\end{cases}\tag{23}$$

2)场景机会约束。

$$\Pr\{V^{\min}\leqslant V_{s,i}\leqslant V^{\max},|P_{s,ij}|\leqslant P_{ij}^{\max}\}=\frac{K_s}{96}\geqslant\gamma$$
$$\forall i\in\Omega,\forall ij\in\Omega^{\text{Line}}\tag{24}$$

3)DG 安装容量约束。

$$\begin{cases}0\leqslant P_{s,j}^{\text{PV}}\leqslant\bar{P}_{s,j}^{\text{PV}},\forall s\in\Omega_s,j\in\Omega^{\text{PV}}\\ 0\leqslant P_{s,j}^{\text{WG}}\leqslant\bar{P}_{s,j}^{\text{WG}},\forall s\in\Omega_s,j\in\Omega^{\text{WG}}\\ \sum_{s\in\Omega_s}(P_{s,j}^{\text{PV}}+P_{s,j}^{\text{WG}})\leqslant\varepsilon\sum_{s\in\Omega_s}\sum_{i=1}^{n}P_{s,i}^{\text{L}}\end{cases}\tag{25}$$

4)储能容量与充放电功率约束。

$$\begin{cases}0\leqslant S_k^{\text{BS}}\leqslant S_{\max}^{\text{BS}}\\ 0\leqslant P_k^{\text{BS}}\leqslant P_{\max}^{\text{BS}}\end{cases},\forall k\in\Omega^{\text{BS}}\tag{26}$$

5)充电站建站个数约束。

$$\sum_{i\in\Omega}x_i^{\text{CS}}\leqslant N^{\text{CS}}\tag{27}$$

$$\sum_{i\in\Omega}\sum_{k\in\Omega_{od}}f_{k,t}^{\text{road}}x_{k,i}^{\text{road}}x_i^{\text{CS}}\geqslant\sum_{k\in\Omega_{od}}f_{k,t}^{\text{road}},\forall t\in T\tag{28}$$

式中 $Q_{s,i}^{\text{L}}$、$P_{s,i}^{\text{DG}}$ 和 $Q_{s,i}^{\text{DG}}$ 分别为场景 s 下节点 i 的无功负荷、DG 有功和无功出力；$V_{s,j}$ 为场景 s 下节点 j 的电压幅值；G_{ij} 和 B_{ij} 分别为网络导纳；$\delta_{s,ij}$ 为场景 s 下节点 i 和 j 的电压相角差；$P_{s,ij}$ 和 $P_{ij}^{\max}$ 分别为线路 ij 流过的功率和功率限值；K_s 为满足机会约束条件的场景个数；γ 为置信度，取 0.9；Ω^{Line} 为配电网线路集合；$\bar{P}_{s,j}^{\text{PV}}$ 和 $\bar{P}_{s,j}^{\text{WG}}$ 分别为 PV 和 WG 的出力上限；ε 为 DG 接入的最大渗透率，取 30%；S_k^{BS} 和 P_k^{BS} 分别为储能节点 k 当前的设备容量和充放电功率；式(24)表示满足节点电压和支路潮流约束的场景个数比例必须达到设定的置信度水平；式(27)表示网络至多建 N^{CS} 个充电站；式(28)表示建站个数要满足网络中所有 OD 路径的交通流量需求。

3.3　模型求解策略

上述模型直接反映投资策略的决策变量为 DG 节点的接入容量 $p^{DG}N_j$（DG 一般都接在重负荷节点以及线路偏末端，故不考虑 DG 的选址问题）、x_k^{BS}、x_i^{CS} 以及 z_i^{CS}；其他辅助决策变量还包括各个场景的交通流量、EV 充电功率、潮流变量等。考虑到直接变量多为整型变量，优化模型中又含有很多非线性约束，故该文采用改进的 NSGA-II 算法进行求解。

3.3.1　改进的 NSGA-II 算法

NSGA-II 常用于求解多目标优化问题。其首先基于种群中各个解的适应度值，采取快速非支配排序算法来分层当前种群，同一层中的个体不存在支配关系。随后为了丰富种群多样性，采用拥挤度概念来衡量某种解附近的个体密集程度，进而对同一层中的个体优劣性进行评判。最后，为了降低上一代种群中优良个体丢失的概率，算法还制定了基于父子混合的精英采样策略，进一步加强了算法的高效性，极大程度地加快种群进化速度[19]。

原始算法采用模拟二进制交叉算子来实现交叉操作，其携带的随机变量采样区间有限，易带来局部最优等问题。因此，通过正态分布和基因离散重组策略来优化原算子，产生 NDX 交叉算子。具体表示：

$$C_{1/2}(\nu)=\begin{cases}\dfrac{Y_1(\nu)+Y_2(\nu)}{2}\pm\dfrac{1.481\times|N(0,1)|\times[Y_1(\nu)-Y_2(\nu)]}{2},\zeta\leqslant 0.5\\ \dfrac{Y_1(\nu)+Y_2(\nu)}{2}\mp\dfrac{1.481\times|N(0,1)|\times[Y_1(\nu)-Y_2(\nu)]}{2},\zeta>0.5\\ \forall\nu\in\Omega^{CEN}\end{cases}\tag{29}$$

式中　$C_{1/2}$ 为交叉运算得到的 2 个子代个体；$Y_{1/2}$ 为对应的父本；$N(0,1)$ 表示正态分布算子；ζ 为区间[0,1]上产生的一个随机数；ν 为当前基因的编码序号；Ω^{CEN} 为基因片段集合，即由直接决策变量按顺序编码完成的染色体。

3.3.2　模型求解流程

该文的规划模型涉及配电系统和交通网络 2 个部分，其求解流程如图 1 所示。

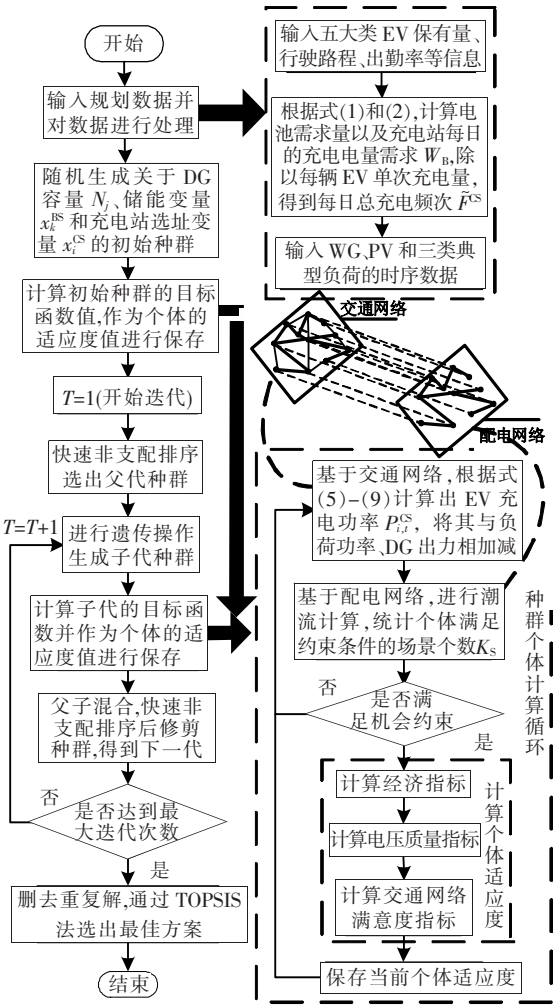

图 1　求解流程

Figure 1　Solution flow chart

1）输入数据。基于各类 EV 信息对充电站每日的充电需求进行计算，并对 DG 和负荷的时序数据进行模拟。

2）随机生成初始种群，基于耦合的配电网和交通网，计算满足机会约束的个体目标函数值。

3）对初始种群进行快速非支配排序，根据个体的层序和拥挤度信息选出优质的父本进行遗传操作，得到子代种群。

4）基于耦合的网络，计算子代种群的目标函数值，然后混合所有父本与子本，通过精英策略来选取新一代的同规模父本。

5）判断是否达到最大迭代次数，若达到则退出计算，反之则回到步骤(3)继续迭代。

6）迭代结束后，将最终种群中的重复解删去，然后将剩下方案的目标值进行无量纲化处理，并计算

所有方案各个目标的标准差。最后基于均方差法，根据比例分摊原则来设置各个目标函数的权重，通过逼近理想解排序法（technique for order preference by similarity to an ideal solution，TOPSIS）确定出最佳折衷方案。其具体操作过程可以参考文献[20]。

4 算例仿真分析

该文仿真采用 IEEE 33 节点配电系统，并在此基础上模拟出交通线路，搭建 EV 充电网络。其拓扑图如图 2 所示，图中标有节点与支路的信息，括号内的数字表示交通节点之间的距离，单位为 km。

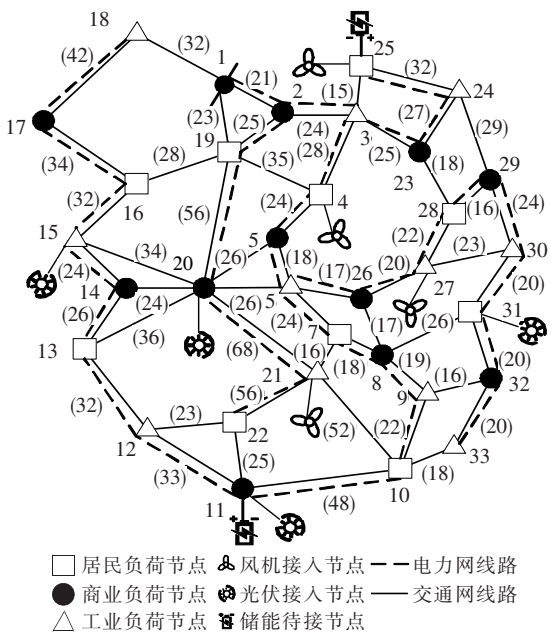

图 2 IEEE 33 节点系统拓扑结构

Figure 2 Topology of IEEE 33-bus system

在该算例中，结合工程实际设定 DG 节点的单位容量为 0.1 MW；安装数量限制为 20；储能最大容量为 3 MW·h；蓄电池单次充放电最大功率为 0.3 MW；节点电压幅值约束范围为 0.95～1.05 p.u.；充电站的选址个数限制为 8。改进的 NSGA-II 算法最大迭代数设为 50；种群大小为 150；交叉率为 0.9；变异率为 0.1；多项式变异指数为 20。与经济费用相关的参数、交通节点车流量权重以及 EV 各时段出行百分比例分别见表 1～3。

表 1 与经济费用相关的参数

Table 1 Parameters related to economic costs

参数	单位	取值	参数	单位	取值
规划投资年限	a	10	贴现率	%	10
WG 建设成本	$/kW	873.6	WG 运行成本	$/(kW·h)	0.022
PV 建设成本	$/kW	1 164.8	PV 运行成本	$/(kW·h)	0.03
储能功率成本	$/kW	730.9	储能容量成本	$/(kW·h)	208.2
充电设备成本	$/台	5.96×10^4	折旧系数计算		0.162 7
电价参数 θ_2	$/MW	30	电价参数 θ_1	$/MW	15

表 2 交通节点车流量权重

Table 2 Weights of traffic nodes

节点号	权重	节点号	权重	节点号	权重
1	0.54	12	0.34	23	0.65
2	0.80	13	0.15	24	0.34
3	1.20	14	0.35	25	0.45
4	0.87	15	0.28	26	0.63
5	1.26	16	0.60	27	1.10
6	1.70	17	0.28	28	0.54
7	1.50	18	0.37	29	0.60
8	0.94	19	1.08	30	0.32
9	0.97	20	0.95	31	0.21
10	0.54	21	0.62	32	0.34
11	0.35	22	0.55	33	0.28

表 3 电动汽车各时段出行比例

Table 3 Travel percentage per hour of EV

时段	百分比例	时段	百分比例	时段	百分比例	时段	百分比例
1	0.44	7	2.54	13	6.51	19	5.28
2	0.21	8	6.13	14	6.91	20	4.41
3	0.11	9	7.69	15	6.98	21	2.78
4	0.07	10	5.61	16	7.21	22	2.06
5	0.19	11	6.45	17	8.78	23	1.95
6	0.81	12	6.57	18	9.05	24	1.26

4.1 EV 充电需求分析

模拟该系统的电动汽车相关信息如表 4 所示。该文充电站所用的变压器效率和充电机效率分别为 95%和 90%。根据式(1)、(2)计算可知，该区域每天电池组的总需求量为 2 284 个，每日平均充电电量需求为 11 086.1 kW·h。假设每辆 EV 单次充电量为 30 kW·h，单台充电设备的充电功率为

60 kW，则所有充电站的每日总充电频次为 370 次，单台设备的平均服务率为 0.5。

表 4　区域电动汽车相关信息

Table 4　Information on electric vehicles in a certain area

类型	日行驶里程/km	换电一次行驶里程/km	车载电池组数/个	出勤率/%	电池更换比例/%	车保有量/辆
公交	280	140	4	100.0	100	36
公务	200	100	3	71.4	100	28
出租	300	150	4	75.0	100	54
私家	50	100	3	75.0	50	2 032
其他	90	60	2	50.0	20	453

4.2　多目标规划结果及其分析

通过仿真计算，优化配置的 Pareto 前沿如图 3 所示。

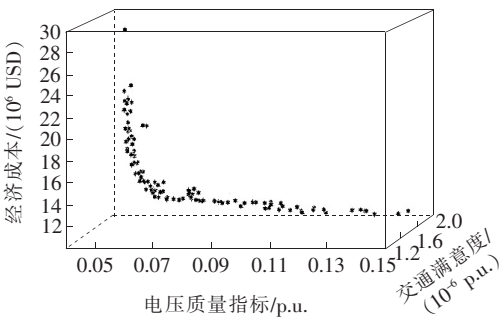

图 3　基于三维空间的帕累托前沿

Figure 3　Pareto front based on the three-dimensional space

首先将所有目标值进行无量纲化处理，然后计算所有方案相关指标的标准差，经济指标为 0.193 6，电压质量指标为 0.26，交通满意度指标为 0.177 8。基于比例分摊法，设置经济指标的权重为：0.193 6/(0.193 6＋0.26＋0.177 8)＝30.66%。以此类推，电压质量指标的权重为 41.18%，交通满意度指标为 28.16%。最后通过 TOPSIS 法对上述解进行处理，得到兼顾 3 个指标的最优折衷方案。

该方案的配置结果如表 5、6 所示。最优方案对应的经济成本为 1 411.4 万美元，电压质量指标为 0.061 p.u.，交通满意度指标为 1.3×10^{-6} p.u.，即全年截获到的交通流量值为 7.68×10^{5} p.u.。结合配电系统和交通网络，将对方案的充电站规划和储能效益进行分析。

表 5　DG 节点配置结果

Table 5　Configuration result of DG nodes

WG	配置容量/MW	是否安装储能	WG	配置容量/MW	是否安装储能
4	1.7	√	11	1.7	√
21	0	×	15	1.8	√
25	1.4	√	20	0.2	√
27	2.0	√	31	2.0	√

表 6　电动汽车充电站规划结果

Table 6　Planning result of EV charging station

选址节点	配置容量/MW	选址节点	配置容量/MW
3	0.24	19	0.18
6	0.30	20	0.30
7	0.18	26	0.30
9	0.24	28	0.24

4.2.1　电动汽车充电站规划分析

从规划结果来看，为了尽可能多地捕获交通网络中的流量，最大化地满足用户 EV 充电需求，建站节点一般选在车流量权重较大的位置（如节点 3、6、7）或是交通网络的枢纽位置（如节点 19、20、26 等）。表 6 的选址节点车流量权重和为 8.57，占整个交通网络权重的 39.6%。同时，这些站点在当天交通高峰时段内可以俘获交通流量 190.54 p.u.，占总体流量的 90.9%。以上可知，该规划方案可以实现交通流量全覆盖，模型中构建的满意度指标可以有效帮助建站点俘获尽可能多的交通流量，可在用户不改变原始行驶路径的情况下为较多 EV 提供充电服务。

另外，EV 充电会给建站节点增加充电负荷，改变节点的负荷时序特性。以节点 19 为例，考虑 EV 充电前后的负荷时序曲线如图 4 所示。

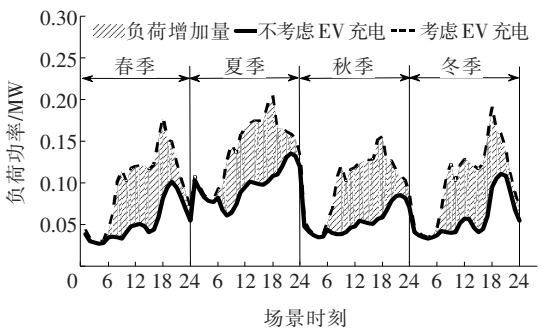

图 4　节点 19 EV 充电前后的负荷时序特性

Figure 4　Load timing characteristics of No. 19 before and after EV charging

由图 4 可见，考虑 EV 充电相当于抬高了建站节点的负荷曲线，使得负荷水平变重。同时，EV 各时段出行比例也将影响时序曲线的特点。结合表 3，电动汽车主要集中在 8:00—20:00 点之间出行。因此，图 4 中各个季节典型日中对应时段的负荷增量较多，尤其体现在高峰时刻 18:00，负荷功率达到峰值。

EV 充电站的选址定容规划不仅会改变建站节点的负荷时序特性，还会改变整个配电网节点的负荷水平，进而影响节点电压质量。以春季的高峰时段为例，考虑 EV 充电前后的系统负荷水平如图 5 所示，对应场景的节点电压幅值分布如图 6 所示。

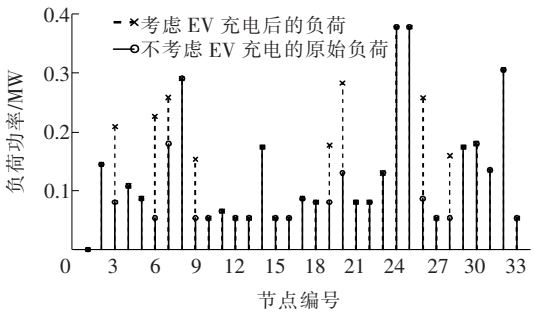

图 5 春季高峰时段 EV 充电前后的负荷功率

Figure 5 Load power before and after EV charging during peak hours in spring

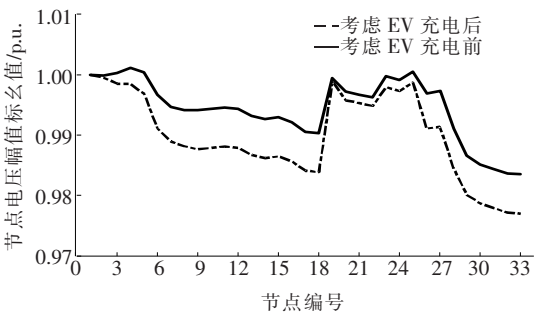

图 6 春季高峰时段 EV 充电前后的节点电压幅值

Figure 6 Node voltage amplitude before and after EV charging during peak hours in spring

从图 5 中可见，在电动汽车出行高峰时段内，8 个建站节点的负荷功率都有大幅度的增长，尤其是节点 6 的负荷涨了 3 倍多，节点 9、26、28 涨了近 2 倍。这 8 个节点在电力网中基本分布在线路的前中端，势必会增加各个支路前中端的电压降落。

在图 6 中，6、9 节点负荷的大量增长造成了节点 3～18 这条支路的电压明显下降，26、28 节点负荷的大量增长又使得节点 26～33 这条支路的电压明显下降。用该文所提的电压质量指标来评价 2 种情况的系统电压水平，EV 充电前的评估值为 0.082 4，考虑充电负荷后的评估值为 0.145 9，下降了 77.1%。可见，这部分充电负荷在交通高峰时段会给网络带来较大的冲击，降低系统的节点电压水平。

4.2.2 储能效益分析

从表 5 的规划结果来看，除了节点 21，其他节点均有安装储能设备。该文所提的储能优化策略以等效负荷作为蓄电池充放电的衡量标准。因此，以节点 20 为例，其储能优化前后的时序特性如图 7 所示。

图 7 中，储能充放电标志为正时表示蓄电池充电，反之为放电。该文通过等效负荷曲线的标准差和峰谷差来衡量储能策略在优化负荷不确定性与波动性方面的效益，如表 7 所示。

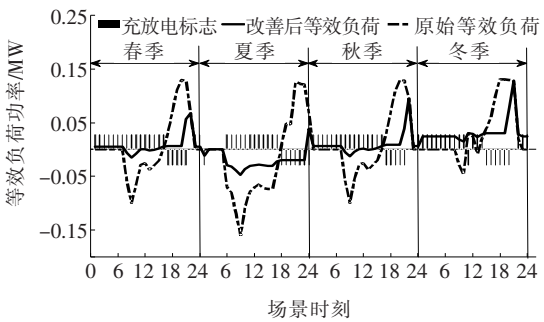

图 7 节点 20 储能优化前后的等效负荷时序曲线

Figure 7 Equivalent load timing curve of No. 20 before and after energy storage optimization

表 7 等效负荷曲线指标对比

Table 7 Indicators comparison of equivalent load curve

季节	指标类型	等效负荷/MW		指标/%
		优化前	优化后	
春季	峰谷差	0.229 6	0.081 8	−64.37
	标准差	0.057 8	0.017 8	−69.20
夏季	峰谷差	0.285 6	0.086 8	−69.61
	标准差	0.078 2	0.017 9	−77.11
秋季	峰谷差	0.229 6	0.107 5	−53.18
	标准差	0.058 8	0.020 2	−65.65
冬季	峰谷差	0.177 5	0.113 1	−36.28
	标准差	0.053 6	0.023 3	−56.53

由表 7 的指标变化可知，该分布式储能手段能有效平抑等效负荷峰谷差，这对优化配电潮流起到了关键作用，且综合效益可以较为明显地体现在规划经济性及改善节点电压水平 2 个方面。

在经济方面，不考虑储能时，方案的建设成本为 1 306.1 万美元，运行成本为 2 394.7 万美元，考虑折旧系数后，总投资为 2 607.2 万美元。计及储能协调优化策略后，建设成本增加了储能成本 590.74

万美元，但运行成本只需要 1 102.7 万美元，考虑折旧系数后的总投资为 1 411.4 万美元，降低了 45.9%。可见，考虑储能措施虽然会增加建设成本，但对负荷、DG 出力进行优化后可以有效降低系统网损且提高 DG 的利用率，减少向上级电网购买的电量，使得运行成本大大降低。

在电压质量方面，计算各个节点在所有场景中的节点电压平均值，得到储能优化前后的节点电压幅值分布，如图 8 所示。从图中可见，储能优化策略可以有效提高各支路中间及末端的节点电压，使整个网络的节点电压处于较好的水平。根据该文所提的电压质量指标进行计算，不计储能措施的指标值为 0.206，考虑储能后为 0.061，效益提高了 70.4%。

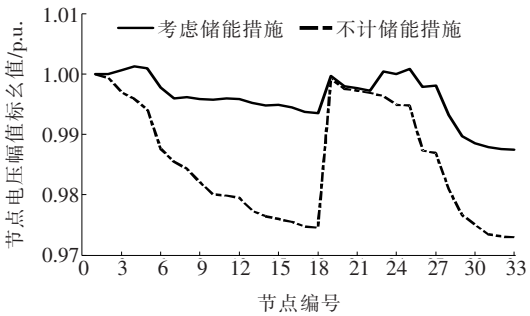

图 8　储能优化前后的节点电压幅值

Figure 8　Nodes voltage amplitude before and after energy storage optimization

4.3　算法效果比较

该文基于一种改进的 NSGA-II 算法对目标函数进行寻优。为了说明算法效果，通过原有的遗传算法来求解模型，将相关求解信息进行对比，如表 8 所示。

表 8　不同算法下求解信息对比

Table 8　Comparison of solution indicators under different algorithms

求解算法	收敛时的代数	求解时间/h	经济成本/(10^6 \$)
传统智能算法	28	13.20	15.236
改进 NSGA-II	34	18.67	14.114

由表 8 可见，该文算法在寻优能力上明显优于传统算法，这是因为在原基础上引入了 NDX 交叉算子以及精英策略而跳出局部极值。相对地，其求解模型时的收敛迭代次数也更大，因此计算时间会稍长一些。

5　结语

该文首先对电动汽车的充电需求以及储能策略进行了分析，然后通过充电站选址定容的交通满意度模型来联系交通网和配电网，提出了一种考虑分布式储能与交通流量的配电网多目标规划方法。通过算例仿真与分析，可以得到几点主要结论。

1）基于俘获车流量的充电站选址定容模型可以有效联系交通需求和电力负荷，且建站点多选在车流量权重较大的节点或是交通枢纽节点。同时，EV 充电负荷将明显抬高建站节点的负荷时序曲线，负荷增加量在 EV 出行高峰时段尤为突出。这部分负荷将给配电网带来较大冲击，降低系统的节点电压水平。

2）考虑分布式储能策略能有效平抑等效负荷峰谷差，并从改善配电潮流角度出发，进一步提升规划方案的经济性及网络节点的电压水平。

3）该文所提的模型和方法进一步体现了配电网与交通网环环相扣、相互影响的关系，为含有 DG 与 EV 充电站的协同规划提供了一种新思路。

参考文献：

[1] 高红均，刘俊勇. 考虑不同类型 DG 和负荷建模的主动配电网协同规划[J]. 中国电机工程学报，2016，36(18)：4911-4922＋5115.
GAO Hongjun，LIU Junyong. Coordinated planning considering different types of DG and load in active distribution network[J]. Proceedings of the CSEE，2016，36(18)：4911-4922＋5115.

[2] 王满商，李正明，汪洋. 考虑电动汽车不确定性因素的配电网分布式电源优化布置[J]. 电力系统保护与控制，2019，47(1)：67-72.
WANG Manshang，LI Zhengming，WANG Yang. Distribution network distributed power supply configuration considering the uncertainties of electric vehicle[J]. Power System Protection and Control，2019，47(1)：67-72.

[3] 麻秀范，王皓，李颖，等. 基于变权 Voronoi 图和混合粒子群算法的电动汽车充电站规划[J]. 电工技术学报，2017，32(19)：160-169.
MA Xiufan，WANG Hao，LI Ying，et al. Optimal planning of charging stations for electric vehicle based on weight-changed voronoi diagram and hybrid particle swarm optimization algorithm[J]. Transactions of China Electrotechnical Society，2017，32(19)：160-169.

[4] 谭洋洋，杨洪耕，徐方维，等. 基于投资收益与用户效用耦合决策的电动汽车充电站优化配置[J]. 中国电机工程学报，2017，37(20)：5951-5960.
TAN Yangyang，YANG Honggeng，XU Fangwei，et al. Optimal allocation of charging station for electric vehicle

based on coupled decision of investment benefit and user utility[J]. Proceedings of the CSEE,2017,37(20):5951-5960.

[5] 陈静鹏,艾芊,肖斐. 基于用户出行需求的电动汽车充电站规划[J]. 电力自动化设备,2016,36(6):34-39.
CHEN Jingpeng,AI Qian,XIAO Fei. EV charging station planning based on travel demand[J]. Electric Power Auto-mation Equipment,2016,36(6):34-39.

[6] 刘健辰,刘山林. 基于二阶锥松弛和 Big-M 法的配电网分布式电源优化配置[J]. 电网技术,2018,42(8):2604-2611.
LIU Jianchen,LIU Shanlin. Optimal distributed generation allocation in distribution network based on second order conic relaxation and Big-M method[J]. Power System Technology,2018,42(8):2604-2611.

[7] 韩璟琳,袁建普,胡诗尧,等. 考虑多元随机因素概率相关性的主动配电网规划研究[J]. 智慧电力,2020,48(9):23-29+101.
HAN Jinglin,YUAN Jianpu,HU Shiyao,et al. Active distribution network planning considering probability correlation of multiple random factors[J]. Smart Power,2020,48(9):23-29+101.

[8] 程杉,倪凯旋,苏高参,等. 基于 DAPSO 算法的含分布式电源的配电网重构[J]. 高压电器,2019,55(7):195-202.
CHENG Shan,NI Kaixuan,SU Gaocan,et al. Reconfiguration of distribution network with distributed generations based on DAPSO algorithm[J]. High Voltage Apparatus,2019,55(7):195-202.

[9] Lee S H,Park J W. Optimal placement and sizing of multiple DGs in a practical distribution system by considering power loss[J]. IEEE Transactions on Industry Applications,2013,49(5):2262-2270.

[10] 张国荣,罗柳,彭勃,等. 基于柔性多状态开关的有源配电网双层优化方法[J]. 电测与仪表,2020,57(24):58-65.
ZHANG Guorong,LUO Liu,PENG Bo,et al. Bi-level optimization method for active distribution network based on soft open point[J]. Electrical Measurement & Instrumentation,2020,57(24):58-65.

[11] 盛四清,刘梦. 主动配电系统中分布式电源和储能系统协调规划[J]. 电力系统及其自动化学报,2017,29(2):71-76.
SHENG Siqing,LIU Meng. Coordination planning of distributed generation and energy storage system in active distribution system[J]. Proceedings of the CSU-EPSA,2017,29(2):71-76.

[12] 陈明强,高健飞,畅国刚,等. V2G 模式下微网电动汽车有序充电策略研究[J]. 电力系统保护与控制,2020,48(8):141-148.
CHEN Mingqiang,GAO Jianfei,CHANG Guogang,et al. Research on orderly charging strategy of micro-grid electric vehicles in V2G model[J]. Power System Protection and Control,2020,48(8):141-148.

[13] Hodgson M J. A flow-capturing location-allocation model[J]. Geographical Analysis,1990,22(3):270-279.

[14] 孟旭瑶,张维戈,鲍谚,等. 考虑充电功率的电动汽车快充站充电设施优化配置[J]. 电力自动化设备,2018,38(7):28-34.
MENG Xuyao,ZHANG Weige,BAO Yan,et al. Optimal configuration of charging facility for electric vehicle fast charging station considering charging power[J]. Electric Power Automation Equipment,2018,38(7):28-34.

[15] Bae S,Kwasinski A. Spatial and temporal model of electric vehicle charging demand[J]. IEEE Transactions on Smart Grid,2012,3(1):394-403.

[16] 刘文霞,仇国兵,张建华,等. 电动汽车快速充电站需求分析与设备优化方法[J]. 天津大学学报:自然科学与工程技术版,2012,45(12):1110-1115.
LIU Wenxia,CHOU Guobing,ZHANG Jianhua,et al. Method of demand analysis and equipment optimization in electric vehicle fast charging station[J]. Journal of Tianjin University: Science and Technology,2012,45(12):1110-1115.

[17] Xie S W,Hu Z J,Zhou D M,et al. Multi-objective active distribution networks expansion planning by scenario-based stochastic programming considering uncertain and random weight of network[J]. Applied Energy,2018,219:207-225.

[18] Sheikhi A,Bahrami S,Ranjbar A M. An autonomous demand response program for electricity and natural gas networks in smart energy hubs[J]. Energy,2015,89:490-499.

[19] 姜惠兰,安星,王亚微,等. 基于改进 NSGA2 算法的考虑风机接入电能质量的多目标电网规划[J]. 中国电机工程学报,2015,35(21):5405-5411.
JIANG Huilan,AN Xing,WANG Yawei,et al. Improved NSGA2 algorithm based multi-objective planning of power grid with wind farm considering power quality[J]. Proceed-ings of the CSEE,2015,35(21):5405-5411.

[20] 刘自发,陈艳旭,张杰超. 基于 AHP 和 TOPSIS 法的空间负荷预测[J]. 电力科学与技术学报,2009,24(4):44-48+53.
CHEN Zifa,CHEN Yanxu,ZHANG Jiechao. AHP and TOPSIS method based spatial electric load forecasting[J]. Journal of Electric Power Science and Technology,2009,24(4):44-48+53.