基于时空特性以及需求响应的DG和EV充电站 多目标优化配置

刘丽军^{1,2}, 吴 桐¹, 陈贤达³, 郑文迪^{1,2}, 徐启峰¹ (1. 福州大学 电气工程与自动化学院, 福建 福州 350108; 2. 福建省新能源发电与电能变换重点实验室, 福建 福州 350108; 3. 国网福建省电力有限公司福州供电公司, 福建 福州 350009)

摘要:针对可再生分布式电源(DG)及电动汽车(EV)大规模接入给配电网带来的用电量增长以及电压波动问题,提出一种基于时空特性以及需求响应的DG和EV充电站多目标协调优化配置方法。通过提取城市路网的拓扑结构,监测路网流量,基于交通规划软件TransCAD进行起讫点(OD)矩阵反推,构建出行概率矩阵以描述用户的出行特性;基于蒙特卡洛方法模拟EV的时空分布特性,考虑EV、DG与常规负荷的时序特性,并基于改进K-means算法构建风-光-负荷的典型运行场景;兼顾电网侧与用户侧,以综合效益、系统负荷波动以及充电耗时成本为目标,构建DG和EV充电站的多目标联合配置模型,并采用改进粒子群优化算法进行求解。结合IEEE 33节点配电网与某城区主干道路网模型进行仿真分析,结果验证了所建模型的有效性与可行性。 关键词:分布式电源;电动汽车;充电站;时空分布;需求响应;起讫点矩阵;多目标优化配置

中图分类号:U 469.72;TM 761

文献标志码:A

DOI:10.16081/j.epae.202109003

0 引言

近年来,国内外许多学者对大量接入电网的可 再生分布式电源 DG(Distributed Generation)与电动 汽车 EV(Electric Vehicle)进行了研究^[1-3],规划重心 逐渐从使电网侧获得更好的收益向使用户侧获得更 加满意的用电体验倾斜。文献[4]基于全寿命周期 成本对充电网络进行规划,考虑地理因素使用伏罗 诺伊图对已有的充电站充电服务区域进行划分,指 导车主结合电池状态选择合适的充电站;文献[5]考 虑道路网络对EV充电需求的影响,提出了充电站最 优规划两阶段方法,并采用遗传算法求解混合整数 非线性规划问题;文献[6]在考虑出租车随机行为特 性以及道路行程时间可靠性的基础上,基于逼近理 想排序法(TOPSIS)评估得到最优的充电站规划方 案。相较于传统DG与EV独立规划的方案,联合规 划可以促进间歇性 DG 出力与 EV 充电负荷之间的 时序特性互补,实现EV对DG的就地消纳,进一步 提高间歇性DG在电网中的渗透率。为此,文献[7] 建立了计及DG出力相关性和EV充电负荷随机性 的双层规划模型,并应用CPLEX中的工具包对所建 模型进行求解,结果证明协调规划能有效降低负荷 波动,但在分析 EV 充电负荷时未考虑 EV 充电需求 的复杂时空分布问题。

目前已有研究者从驾驶者角度出发,对EV充电

收稿日期:2021-01-28;修回日期:2021-07-08

基金项目:福建省自然科学基金资助项目(2017J01480) Project supported by the Natural Science Foundation of Fujian Province(2017J01480) 需求的时空特性进行了理论研究,文献[8]基于"容量化流动加油位置模型",提出了交通和电力网络相互耦合的充电设施选址定容方法;文献[9]提出了一种基于起讫点(OD)矩阵和云模型的充电负荷时空分布预测方法;文献[10]根据不同类型EV的出行情况,模拟EV的行驶状态,预测EV充电需求在路网中的时空分布,但未综合考虑如何将EV充电负荷的时空分布应用于配电网的优化配置模型中。

为此,本文考虑 EV 充电需求的时空分布,构建 了 DG 和 EV 充电站的多目标协调优化配置模型,借 助交通规划软件 TransCAD 得到出行概率矩阵,基于 出行概率矩阵模拟 EV 的行驶轨迹,得到 EV 在一天 中的荷电状态 SOC(State Of Charge),确立不同时刻 的充电需求时空分布;基于改进 K-means 聚类算法 构建风-光-负荷的典型运行场景,综合考虑需求响 应的实时电价,以综合效益最高、系统负荷波动指标 最小、充电耗时成本最少为目标,建立 DG 和 EV 充 电站的联合优化配置模型。最后结合 IEEE 33 节点 配电网与 29 节点交通路网,对所提模型的有效性进 行验证。

1 交通路网模型

1.1 交通路网拓扑模型

作为 EV 的行驶载体,分析交通路网拓扑结构是 获取 EV 充电需求时空分布的前提。某交通路网的 拓扑结构见附录 A 图 A1,所有道路都为双行道,描 述其拓扑结构的邻接矩阵 D 如式(1)所示,其元素 d_{ij} 表示各节点之间的连接关系,计算式如式(2)所示。 生成矩阵**D**后,基于改进的Floyd最短路径搜索算法,可预测EV用户前往目的地的行驶路径。

$$\boldsymbol{D} = \begin{bmatrix} 0 & l_{12} & \text{inf inf inf } l_{17} \\ l_{21} & 0 & l_{23} & \text{inf inf } l_{26} & \text{inf} \\ \text{inf } l_{32} & 0 & l_{34} & \text{inf inf inf} \\ \text{inf inf inf } l_{43} & 0 & l_{45} & l_{46} & \text{inf} \\ \text{inf inf inf } l_{54} & 0 & l_{56} & l_{57} \\ \text{inf } l_{62} & \text{inf } l_{64} & l_{65} & 0 & \text{inf} \\ l_{71} & \text{inf inf inf } l_{75} & \text{inf } 0 \end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{d}_{ij} = \boldsymbol{d}_{ji} = \begin{cases} l_{ij} & (i,j) \in V(G) \\ 0 & i = j \\ \text{inf } (i,j) \notin V(G) \end{cases}$$
(1)

式中:V(G)为路网中的路段集合; l_{ij} 为路段(i,j)的长度;inf 表示两节点间无连接。

1.2 实时速度-地理数据库模型

在城市路网中,车辆的实际行驶速度受其所处 地理环境中的多种因素约束,如当遇到道路堵塞 情况时,驾驶人员会更改目标充电站,以期减少路 途中的耗时,这将会影响EV充电需求的时空分布。 本文采用实时速度-地理数据库RTS-GID(Real Time Speed-Geographic Information Databas)模型^[11],t时刻 路段(*i*,*j*)上EV的实时速度*v*_{real-time}可用式(3)描述。

$$v_{\text{real-time}} = \chi_1 (\delta_m \chi_2 v_{\text{max}} - \chi_3) \tag{3}$$

$$\chi_1 = \delta_n \,\mu_c \,\mu_1 \tag{4}$$

$$\chi_2 = \gamma_0 v_{\rm L} - \gamma_1 G_{\rm s} - \gamma_2 \eta + \gamma_3 G_{\rm i} - \gamma_4 \theta' + \gamma_5 \ln R_{\rm r} + \gamma_6 f(5)$$

$$\chi_3 = (7 - W_{10}) X_n \tag{6}$$

$$\delta_{\rm m} = r_1 (W_{\rm s} - W_{\rm s0}) + r_2 (W_1 - W_{\rm 10}) \tag{7}$$

式中: v_{max} 为该类型EV的最大行驶速度; δ_m 为连接区域的影响因子,表征路段中存在停车场或十字路口的情况,当路段中不存在连接区域时, δ_m =1; δ_n 、 μ_e 、 μ_1 分别为匝道路口、弧形路段、车辆所处的车道位置 (即左侧车道、中间车道、右侧车道)对车速的影响系数; v_L 为路段的限制车速; G_s 为路段的坡度; η 为实际 车流量与路段最大可承载容量的比值; G_i 为路段的出口通道数量与行驶通道数量的比 值; R_r 为曲率半径;f为路段的摩擦系数; $\gamma_0 - \gamma_6$ 为 影响因子; X_n 为不同宽度车道的车辆减速因子; W_1 、 W_10 分别为连通区域与主干道之间路段的设计宽度、实际可用宽度; W_s 、 W_{s0} 分别为路段的设计宽度、实际可

2 风-光-负荷的典型场景构建

风速、光照强度以及常规负荷都具有一定的随机性,本文选取规划地区某一周期内各时刻的风速、 光照强度、常规负荷历史数据作为原始样本,并以 24h为单元划分数据,生成风-光-负荷的日运行场 景,并对原始运行场景进行缩减,提取具有代表性的 典型运行场景,在保证原始场景分布特征的同时提 高模型的计算效率。

K-means 聚类算法能够反映多维数据的场景 样本中最本质的"类"的性质,不同的*K*值以及初始 聚类中心得到的聚类结果具有明显的差异,而传统 *K*-means 聚类算法需事先确定聚类数量*K*以及初始 聚类中心,这会在很大程度上影响算法的性能。

本文针对传统 *K*-means 聚类算法存在的不足, 采用改进 *K*-means 聚类算法对周期内的风-光-负荷 日运行场景进行聚类,将每个场景看作多维数据向 量,第*i*天运行场景的数据向量 ξ_i 如式(8)所示,包含 日内24个时刻的风速 $v_{i,i}(t=1,2,\dots,24)$ 、光照强度 $h_{i,i}$ 以及负荷 $P_{i,i}$ 数据。

$$\boldsymbol{\xi}_{i} = \begin{bmatrix} v_{1,i} & v_{2,i} & \cdots & v_{24,i} \\ h_{1,i} & h_{2,i} & \cdots & h_{24,i} \\ P_{1,i} & P_{2,i} & \cdots & P_{24,i} \end{bmatrix}$$
(8)

改进K-means聚类算法的具体求解步骤如下。

1)确定聚类数量*K*,随机在样本中抽取某个场 景作为第1个初始聚类中心*ξ*¹⁰。

2)根据式(9)分别计算样本中其余场景与初始聚类中心之间的欧氏距离,选取剩余场景中 与聚类中心间欧氏距离最大的场景作为下一个初 始聚类中心,依此计算得到K个初始聚类中心 { $\xi_{1}^{(0)}, \xi_{2}^{(0)}, ..., \xi_{K}^{(0)}$ }。

$$d(\boldsymbol{\xi}_{i}, \boldsymbol{\xi}_{j}^{(0)}) = \sqrt{\sum_{i=1}^{24} \left\| \boldsymbol{\xi}_{i}(t) - \boldsymbol{\xi}_{j}^{(0)}(t) \right\|_{2}^{2}}$$
(9)

式中: $d(\boldsymbol{\xi}_i, \boldsymbol{\xi}_j^{(0)})$ 为场景 $\boldsymbol{\xi}_i$ 与第j个初始聚类中心 $\boldsymbol{\xi}_j^{(0)}$ 之间的欧氏距离; $\boldsymbol{\xi}_i(t), \boldsymbol{\xi}_j^{(0)}(t)$ 分别为场景 $\boldsymbol{\xi}_i,$ 初始聚 类中心 $\boldsymbol{\xi}_i^{(0)}$ 的第t列数据。

3)确定初始聚类中心后,计算所有样本场景与 各聚类中心之间的欧氏距离,将各样本场景与距离 最近的聚类中心归为1类。

4)完成聚类后,所有样本场景被分为K类,每一 类别中包含若干场景。计算场景中每一维数据的平 均值,以此得到新的聚类中心。

5)将新的聚类中心作为初始聚类中心重复步骤 3)和步骤4),直至聚类结果不再改变。

6)选取不同的*K*值,重复步骤1)—5),计算不同*K*值对应聚类结果的轮廓参数,如式(10)所示。

$$S = \frac{1}{N_{\xi}} \sum_{i=1}^{N_{\xi}} \frac{b(\xi_i) - a(\xi_i)}{\max\{b(\xi_i), a(\xi_i)\}}$$
(10)

式中:S为轮廓参数,其值越大,则聚类效果越好; N_{ξ} 为样本中的场景数量; $b(\xi_i)$ 为场景 ξ_i 与其他不同类 别中所有场景的距离均值,反映不同类别之间的分 离程度; $a(\xi_i)$ 为场景 ξ_i 与同类别中所有场景的距离 均值,反映同一类别的凝聚程度。

7)选取轮廓参数S值最大时对应的K值作为最

优聚类数量,此时所得聚类中心{ $\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_k$ }即为 *K*个典型运行场景。

3 EV充电需求预测

3.1 EV类型与电池参数

因电动公交车有固定的行驶路径、充电时间和 充电地点,其充电需求的时空分布相对比较固定,所 以本文在进行 DG 和 EV 充电站联合优化配置时主 要针对电动出租车、城市功能用车以及电动私家车 进行分析。不同类型 EV 的充电需求及电池参数分 别如附录A表A1和表A2所示。

在规划过程中假设 EV 的 SOC 服从正态分布 N(0.6, 0.1²)^[12],根据不同类型 EV 的电池容量得到出 行时刻的电池电量 $C_{cap.0}$ 。行驶途中 EV 的剩余电量 可根据式(11)计算。

$$C_{\text{cap},t+1} = C_{\text{cap},t} - d_{\text{r}} \Delta_{\text{cap}} / 100$$
 (11)

式中: $C_{cap,t+1}$ 、 $C_{cap,t}$ 分别为t+1、t时刻EV的剩余电量; d_r 为[t, t+1)时段内EV的行驶距离; Δ_{cap} 为EV行驶 100 km的耗电量。

3.2 城市功能区域划分

城市区域一般按功能定位划分为工作区、居民 区和商业区。EV的出行特性与其所在城市区域有 密切联系,电动出租车大多在居民区完成交接班,故 其初始位置较大概率在居民区;城市功能用车大多 被企业与政府部门在白天用于执行公务,其初始位 置在工作区的概率明显高于其他区域;电动私家车 主要用于用户上下班,日常往返于居民区和工作区 之间,其初始位置主要集中在居民区。

3.3 EV 用户初始出行位置与时刻

假设规划区域内有400辆电动出租车、400辆城 市功能用车、1100辆电动私家车,依据城市功能区 域划分及EV用户的出行习惯^[10],各类型EV的初始 位置见附录A图A2。本文采用国家公路合作研究 项目(NCHRP187)提供的典型工作日不同类型EV 的统计数据^[13],拟合得到各类EV在不同时刻的出 行概率,如附录A图A3所示。

3.4 基于TransCAD的OD矩阵反推模型

OD矩阵用于表征路网中所有起点(Origin)到各目的地(Destination)之间的交通出行量,OD矩阵中的每一行元素表示各起点发生的车流量,每一列元素表示各目的地吸引的车流量。OD矩阵反推是根据各路段的车流量推算得到EV的OD矩阵,可基于交通部门实际监测到的不同类型EV在各路段的车流量,反推得到对应的OD矩阵^[14],具体如式(12)所示。

 $\sum_{i} \sum_{j} T_{ij} p_{ij_a} = c_a \quad a = 1, 2, \dots, M; i, j = 1, 2, \dots, N$ (12)

式中:M为路段数量;N为路网的节点数量;T_i为从

路网节点*i*到路网节点*j*的交通出行量; p_{i_a} 为从路 网节点*i*到路网节点*j*的EV选择路段*a*作为交通路 线的概率; c_a 为路段*a*的车流量。

交通规划软件 TransCAD 中的 OD 矩阵反推程 序提供了全有全无(All-or-Nothing)、容量限制(Capacity Restraint)法等交通分配模型,研究者可以根 据导入的路网相关地图信息,结合实际情况选择交 通分配模型,输入先验 OD 矩阵,利用"O-D Matrix Estimation"模块进行 OD 矩阵估计。OD 矩阵反推流 程如图1所示。



图1 OD矩阵反推流程

Fig.1 Inverse deduction flowchart of OD matrix

3.5 出行概率矩阵

EV 在一天 24 h 的 OD 矩阵 B 由 24 个子矩阵 $B_{N\times N}^{t,t+1}$ 构成, $B_{N\times N}^{t,t+1}$ 为[t,t+1)时段内 EV 的 OD 矩阵。 根据式(13)可得到 EV 在一天中各时段的 OD 出行 概率为:

$$c_{ij}^{t,t+1} = \frac{b_{ij}^{t,t+1}}{\sum_{j=1}^{N} b_{ij}^{t,t+1}}$$
(13)

式中: $i,j=1,2,...,N;t=0,1,...,23;c_{ij}^{h_{ij}+1}为[t,t+1)$ 时段EV从路网节点i出发前往路网节点j的出行概率; $b_{ij}^{h_{ij}+1}$ 为矩阵 $B_{N\times N}^{h_{ij}+1}$ 的第i行第j列元素,表示[t,t+1]时段从路网节点i出发前往路网节点j的EV数量;

 $\sum_{j=1}^{n} b_{ij}^{t,i+1} 为[t,t+1)$ 时段从路网节点i出发的EV总数量,即OD矩阵中第i行元素之和。

3.6 EV 充电需求的时空分布

对于电动出租车而言,其主要以运营为目的,大 多为倒班交替行驶,定义用户在其SOC小于充电阈 值时会选择充电,考虑出租车用户的里程焦虑约束, 设置其充电阈值均匀分布在(0.15,0.30)范围内;对 于电动私家车而言,其充电方式可以由用户自主选 择,考虑到用户对电池保养的需求,本文假设在产生 充电需求且用户已经到达目的地的情况下,选择慢 充方式,若在前往目的地的途中产生充电需求则选 择快充方式,充电阈值设置为0.1;对于城市功能用 车而言,因其在白天处于行驶状态,在夜间处于停驶 状态,21:00之后到达目的地将不再行驶,故其充电 阈值一般服从正态分布N(0.4,0.1²)。

利用蒙特卡洛方法分别模拟生成电动私家车、 电动出租车、城市功能用车的初始运行电量 $C_{eap,0}$ 、初 始出行时刻 t_e 。对于 EV_q,根据其初始位置 O_i 、初始 出行时刻,调取 t_e 时刻对应的出行概率及 OD 矩阵, 利用分层随机抽样法生成 EV_q的目的地 D_j ,假设用 户选择最短的路径前往目的地,本文采用 Floyd 最短 路径搜索算法得到前往目的地 D_j 的最短路径集合 R_{road} , EV_q依次通过 R_{road} 中的路段,每经过1条路段, 更新其剩余电量。若t时刻 EV_q的 SOC 低于充电阈 值,则记录产生充电需求的 EV 信息,包含 EV 类型、 剩余电量、充电需求产生时刻以及所在位置。其中 经过第s条路段时的行驶时间 ΔT_s 如式(14)所示。 若t时刻 EV_q的剩余电量不低于充电阈值电量,则 EV 会抵达目的地,从初始位置 O_i 前往目的地途中的 总耗时为 ΔT_i ,如式(15)所示。

$$\Delta T_s = d_s / v_s(t) \tag{14}$$

$$\Delta T_{ji} = \sum_{s=1}^{j} \Delta T_s \tag{15}$$

$$T_{\rm d} = t_{\rm c} + \Delta T_s \tag{16}$$

式中: $v_s(t)$ 为通过自适应流量-速度模型求得的t时 刻第s条路段的EV行驶速度; d_s 为第s条路段的行驶 长度;y为最短路径集合 R_{road} 中的路段数量; T_d 为经 过第s条路段后的时刻。

 EV_q 抵达目的地后,更新其起始出行位置,将目的地 D_j 作为新的出发点 O_j ,调用 T_d 时刻对应的出行概率、OD矩阵, EV_q 前往下一个目的地。依此模拟每一辆 EV 在一天中的行驶轨迹,将收集的 EV 充电需求时空分布存入矩阵 G_{EV} ,最终得到 24 h的快充需求时空分布,预测流程如图 2 所示。

3.7 基于需求侧的实时电价模型

由于早期的城市规划不能满足居民当前的实际 出行需求,容易导致某些路段与交通节点出现密集 的EV充电需求,合理地将这些负荷分摊至各座充电 站成为研究者需要考虑的问题。为了避免出现局部 过负荷问题,本文通过电价波动对用户的充电行为 进行引导,t时刻的充电电价 p(t)如式(17)所示。



图2 EV 时空分布预测流程

Fig.2 Flowchart of forcasting EVs' time-space distribution

$$p(t) = \begin{cases} p_{n} & P_{\text{EV},k}^{t} \leq P_{\text{EV},k}^{\text{lim}} \xrightarrow{\mathbb{R}} P_{m,k,\text{load}}^{t} \leq P_{m,k,\text{load}}^{\text{lim}} \\ p_{n} \begin{bmatrix} 1 + \delta \left(\sqrt{\lg \frac{P_{\text{EV},k}^{t} - P_{\text{EV},k}^{\text{lim}}}{P_{\text{EV},k}^{\text{lim}}} + \sqrt{\lg \frac{P_{m,k,\text{load}}^{t} - P_{m,k,\text{load}}^{\text{lim}}}{P_{m,k,\text{load}}^{\text{lim}}}} \right) \end{bmatrix} \\ P_{\text{EV},k}^{t} \geq P_{\text{EV},k}^{\text{lim}} \xrightarrow{\mathbb{R}} P_{m,k,\text{load}}^{t} \geq P_{m,k,\text{load}}^{\text{lim}} \end{cases}$$
(17)

式中: p_n 为基准充电电价; $P'_{EV,k}$ 为t时刻节点k处充电站的充电功率; $P^{Iim}_{EV,k}$ 为设置的节点k处充电站的充电负荷阈值; $P'_{m,k,load}$ 为典型运行场景m下t时刻节点k的有功负荷; $P^{Iim}_{m,k,load}$ 为典型运行场景m下节点k处

有功负荷限值;δ为电价刺激因子,本文取值为1.1。

4 考虑时空分布的 DG 和 EV 充电站的配置 模型

4.1 多目标优化配置模型

对 DG 和 EV 充电站进行优化配置应从电网与 用户2个角度确定 DG 和 EV 充电站的并网位置及安 装容量,基于此,本文以综合效益最高、系统负荷波 动指标最小、充电耗时成本最少为目标建立联合配 置模型。

1)以配电公司的年综合效益最高为目标,即:

$$\max F_{1} = C_{\rm S} + C_{\rm B} - C_{\rm inv} - C_{\rm OM} - C_{\rm loss} \qquad (18)$$

$$C_{\rm S} = \sum_{m=1}^{N_{\rm m}} d_{\rm d,m} \left\{ \sum_{t=1}^{24} \left[c_{\rm o} (P_{m,t,\,\rm DWG} + P_{m,t,\,\rm PV}) + (c_{\rm o} - c_{\rm i}) \times (P_{m,t,\,\rm L} - P_{m,t,\,\rm DWG} - P_{m,t,\,\rm PV}) + (c_{\rm v} - c_{\rm i}) P_{m,t,\,\rm EV} \right] \right\} \qquad (19)$$

$$C_{\rm B} = \sum_{m=1}^{N_{\rm m}} d_{\rm d, m} \left(\sum_{t=1}^{24} c_{\rm bt, DWG} P_{m, t, DWG} + c_{\rm bt, PV} P_{m, t, PV} \right)$$
(20)

$$C_{\rm inv} = \frac{R(R+1)^{n_1}}{(1+R)^{n_1} - 1} \left(\sum_{i=1}^{n_{\rm DWG}} P_{i,\,\rm DWG} c_{\rm t,\,\rm DWG} + \sum_{j=1}^{n_{\rm FV}} P_{j,\,\rm PV} c_{\rm t,\,\rm PV} \right) + \frac{R(R+1)^{n_2}}{(1+R)^{n_2} - 1} \sum_{k=1}^{n_{\rm EV}} (c_{\rm fix} + P_{k,\,\rm EV} c_{\rm t,\,\rm EV})$$
(21)

$$C_{\rm OM} = \sum_{m=1}^{N_{\rm m}} d_{\rm d,m} \times \left[\sum_{t=1}^{24} \left(\sum_{i=1}^{n_{\rm DWG}} c_{\rm om, \, DWG} P_{i,m,t, \, DWG} + \sum_{j=1}^{n_{\rm PV}} c_{\rm om, \, PV} P_{j,m,t, \, PV} \right) \right] + \sum_{k=1}^{n_{\rm EV}} c_{\rm om, \, EV} P_{k, \, EV}$$
(22)

$$C_{\rm loss} = c_{\rm o} \sum_{m=1}^{N_m} d_{\rm d,m} \left(\sum_{t=1}^{24} \sum_{k=1}^{L} I_k^2(t) R_k \right)$$
(23)

式中: F_1 为配电网的年综合效益; C_s 为年售电收益; C_B 为政府对绿色能源发电的奖励补贴; C_{inv} 为DG及 EV充电站的等年值建设投资成本; C_{OM} 为DG和EV 充电站的年维护成本; C_{loss} 为配电网的网损费用; N_m 为典型运行场景数量; $d_{d,m}$ 为典型运行场景m对应的 天数; c_o,c_i 分别为配电公司的售电电价、购电电价; c_v 为EV单位功率充电成本,包含电费与服务费; $P_{m,t,L}$ 、 $P_{m,t,DWG}, P_{m,t,EV}$ 分别为典型运行场景m下t时 刻的负荷需求量、分布式风力发电输出功率、光伏输 出功率、EV充电负荷; $c_{bL,DWG}, c_{bL,PV}$ 分别为风电、光伏 单位功率政府补贴; n_{DWG}, n_{PV}, n_{EV} 分别为分布式风 电、光伏、EV 充电站的待选建设节点数量; $P_{i,DWG}$ 为 第i个待选建设节点处分布式风电的额定安装容量; $P_{j,PV}$ 为第j个待选建设节点处EV 充电站的额定安 装容量; c_{fix} 为EV充电站的固定投资建设成本; $c_{t,DWG}$ 、 $c_{t,PV}、c_{t,EV}$ 分别为分布式风电、光伏、EV充电站的单位 容量投资费用;R为贴现率; n_1,n_2 分别为DG、EV充 电站的经济使用年限; $c_{om,DWG}、c_{om,PV},c_{om,EV}$ 分别为分布 式风电、光伏、EV充电站的单位容量运行维护成本; $P_{i,m,t,WG}$ 、 $P_{j,m,t,WG}$ 分别为典型运行场景m下t时刻第i个待选建设节点处分布式风电、第j个待选建设节 点处光伏的实际发电量; $I_k(t)$ 为t时刻支路k的电 流; R_k 为支路k的电阻;L为支路数量。

2)以系统负荷波动指标最小为目标,即:

$$\min F_2 = \sum_{m=1}^{N_m} \frac{d_{d,m}}{365} \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^{24} (P_{m,t,e} - P_{m,ave})^2}{24}} \qquad (24)$$

$$\begin{cases} P_{m,t,e} = P_{m,t,L} + P_{m,t,EV} - P_{m,t,DG} \\ P_{m,t,DG} = P_{m,t,DWG} + P_{m,t,PV} \end{cases}$$
(25)

式中:F₂为系统负荷波动指标值;P_{m,t,e}为典型运行 场景m下t时刻的系统等效负荷;P_{m,t,DC}为典型运行 场景m下t时刻的风光出力之和;P_{m,ave}为典型运行 场景m下系统的平均负荷。

3)以充电耗时成本最少为目标。

假设用户产生充电需求时会根据电价以及前往 充电站的耗时选择进行充电的充电站,选择第 k 个 待选建设节点处 EV 充电站的概率 f_{EV} 满足正态分 布,如式(26)所示。

$$f_{\rm EV} = \theta_1 \frac{\Delta T_k}{\sum_{i=1}^{n_{\rm EV}} \Delta T_i} + \theta \frac{p_{\rm n}}{p(t)}$$
(26)

式中: ΔT_k 为EV到达第k个待选建设节点处EV充电 站消耗的时间; $\theta_{\lambda}\theta_1$ 为正态分布的参数,取值均为 0.5。当接入第k个待选建设节点处EV充电站的EV 充电负荷大于其设置的配置容量时,新到站的EV将 排队等待,直至前一辆EV完成充电,则用户的充电 站耗时包括前往充电站的行驶时间和排队等待时 间。则以充电耗时成本最少为目标的表达式为:

min
$$F_3 = 365q_1 \left(\sum_{k \in G_{\text{EV}}} \sum_{j \in G_{\text{EV}k}} \Delta T_{jk} + \sum_{k \in G_{\text{W}}} \Delta T_{\text{W}} n_{\text{W}} \right)$$
 (27)

式中: F_3 为充电耗时成本; q_1 为驾驶者的单位时间成本; G_{EV} 为EV充电站集合; G_{EVk} 为会选择第k个待选建设节点处EV充电站作为充电位置的EV充电需求集合; G_w 为需要排队等待的EV集合; n_w 为需要排队等待的EV数量; ΔT_w 为排队等待时间。

对上述3个目标函数进行归一化处理:

$$f_i^* = \begin{cases} F_i / F_i^{\max} & i = 1 \\ F_i^{\min} / F_i & i = 2, 3 \end{cases}$$
(28)

式中: f_i^* 为 F_i 的归一化数值; F_i^{max} 、 F_i^{min} 分别为在寻优 过程中记录到的 F_i 的最大值、最小值。通过线性加 权将多目标函数聚合为一个多目标评价指标*F*,如式(29)所示。

$$\max F = \sum_{i=1}^{3} w_i f_i^*$$
 (29)

式中: w_i 为 f_i^* 的权重系数。本文基于层次分析法 (AHP),结合3个子目标函数的重要性,在AHP中分 別取标度为1、2、1,基于AHP计算得到 w_1 =0.4, w_2 = 0.2, w_3 =0.4^[15]。

4.2 约束条件

约束条件包括潮流约束、节点电压约束、支路容量约束、单节点接入DG容量约束、全网接入DG容量约束、EV充电站安装容量约束,分别见式(30)—(35)。

$$\begin{cases} P_i - U_i \sum_{j \in i} U_j (G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \sin \theta_{ij}) = 0\\ Q_i - U_i \sum_{j \in i} U_j (G_{ij} \sin \theta_{ij} - B_{ij} \cos \theta_{ij}) = 0 \end{cases}$$
(30)

$$U_{i\min} \le U_i \le U_{i\max} \tag{31}$$

$$S_j \leq S_{j \max} \quad j = 1, 2, \cdots, L \tag{32}$$

$$P_{\mathrm{DG}i} \leq P_{\mathrm{pG}i}^{\mathrm{max}} \tag{33}$$

$$\sum P_{\text{DG}i} \leq P_{\text{DG}}^{\text{max}} \tag{34}$$

$$P_{k, \text{EV}}^{\min} \leq P_{k, \text{EV}} \leq P_{k, \text{EV}}^{\max} \tag{35}$$

式中: P_i 、 Q_i 分别为节点i的注入有功功率、无功功 率; U_i 、 U_j 分别为节点i、节点j的电压; G_i 、 B_i 分别为 支路ij的电导、电纳; θ_i 为节点i与节点j之间的电压 相角差; U_{imax} 、 U_{imin} 分别为节点i的电压上、下限; S_j 为 支路j的容量; S_{jmax} 为支路j的最大限制容量; P_{DGi} 为 节点i的 DG 安装容量, P_{DGi} 为其最大限值; P_{DG}^{max} 为配 电网允许的 DG 安装容量最大值; $P_{k,EV}^{max}$ 分别为 节点k的 EV 充电站安装容量上、下限。

4.3 多目标优化配置模型的求解流程

本文基于自适应进化粒子群优化(AEPSO)算法^[16]进行多目标优化配置模型的求解,具体步骤如下:

1)构建DG和EV充电站的联合配置模型,设置 AEPSO算法的参数;

2)读取典型运行场景下的风-光-负荷数据以及EV充电需求时空分布矩阵*G*_{EV};

3)初始化改进粒子群优化算法的粒子群,包含 DG容量、EV充电站的位置以及容量,将各种群代入 多目标配置模型中进行求解,记录迭代次数、多目标 函数值,同时更新种群;

4)判断是否满足迭代收敛条件,若满足则输出 决策方案以及最优定容选址方案,若不满足则重复 上述步骤。

5 算例分析

5.1 **算例基本参数** 本文结合 IEEE 33 节点配电网系统与 29 节点路 网进行 DG 和 EV 充电站联合配置的仿真分析, IEEE 33 节点配电网系统的拓扑结构如附录 A 图 A4 所示, 系统参数见文献[17]。29 节点路网在单日不同时 段各道路的车流量数据见文献[10]。

系统的最大负荷为3715+j2300 kV·A,电压等 级为12.6 kV。在对EV充电负荷进行初步模拟的过 程中,配电网系统的节点7、13、21、23、28、31对应的 路网节点附近产生的EV充电需求较大,且这些节 点靠近线路的中后段,考虑就地消纳的原则,尽可 能提高系统运行的电压水平,选取节点13、23、31作 为分布式风电的安装候选节点,选取节点7、21、28 作为光伏的安装候选节点。单台DG的额定容量为 100 kW,分布式风电的额定风速、切入风速、切出风 速分别为13.5、3.0、20.0 m/s,光伏的额定光照强 度为1 kW / m²,风电、光伏单位功率政府补贴均为 0.2元/(kW·h),风电、光伏、EV充电站的单位容量 投资费用分别为5381、4375、6000元 / kW, EV 充电 站固定投资成本c_{fix}=300万元^[18],DG的经济使用年限 $n_{1}=20$ a,贴现率 R=8%,风电、光伏单位容量运行维 护成本分别为0.03、0.01元/(kW·h),EV充电站单位 容量年运行维护费用 com. EV=100元 / kW, EV 单位千 米耗电量为0.215 kW·h/km。实时速度-地理数据 库模型中, δ_n 、 μ_c 、 μ_l 的值分别为0.2、0.3、0.2, r_1 =0.9, $X_{n}=0.75$ 。驾驶者的单位时间成本为40元 / h^[19]。

本文选取规划地区全年8760h的风速、光照强 度以及负荷历史数据,利用改进*K*-means聚类算法 生成4种典型运行场景如附录A图A5所示。

5.2 结果分析

利用出行概率矩阵模拟 EV 出行轨迹得到 EV 充电需求平均值为1.358 kW / h,各时刻的充电负荷 相较于充电需求平均值的波动率如图 3 所示。由图 3 可知,清晨 EV 充电需求较低,而在13:00—14:00、 18:00—19:00 时段出现 2 次充电需求高峰,其中 13:00—14:00 时段的充电需求空间分布如附录 A 图 A6(图中道路上的 EV 数量表示充电需求量)。由图 A6可知,13:00—14:00 时段的大多数充电需求分布 在居民区前往工作区的道路上以及停车场附近。



图3 EV充电负荷波动率

Fig.3 Fluctuation rate of EV charging load

EV充电负荷时空分布结果如图4所示。由图4 可知,充电负荷因时间与空间不同而呈现出完全不 同的特性,EV充电负荷主要集中在居民区与商 业区,包含配电网的节点9、11、22、31。在14:00— 20:00,商业区处于营业时段,该区域产生了大量的 充电负荷,同时商业区也是工作区与居民区的交通 要道,结果与实际情况相符。



图4 EV充电负荷的时空分布

Fig.4 Time-space distribution of EV charging load

EV用户的出行需求和行驶路径等会影响路网的通畅程度,EV电池容量及充电行为等会影响配电网的安全与经济运行。反之,配电网的运行状态、潮流分布信息以及路网的拓扑结构同样会影响EV用户的路径选择和充电决策。配电网和路网相互关联,应将两者融合建模分析以制定合理的充电策略,假设IEEE 33节点配电网系统为实际城市配电网进行分析,配电网与路网之间的交互模式及部分节点间的对应关系如附录A图A7和表A3所示。

为了验证 DG 和 EV 充电站联合配置以及需求 响应的有效性,构建如下 3 种方案进行仿真分析:方 案 1 假设用户仅选择最近的充电站进行充电,先进 行 DG 独立配置,在 DG 配置方案的基础上进行 EV 充电站配置;方案 2 假设用户仅选择最近的充电站 进行充电,并进行 DG 和 EV 充电站的联合配置;方 案 3 假设用户会综合考虑充电电价波动与充电消耗 里程,进行 DG 和 EV 充电站的联合配置。3 种方案 的优化配置结果如表 1 所示。由表可知,当用户充 电选择不受电价波动影响时,充电站主要集中于商

表! 3种万案的优化配置结;

Гаb	le	1	Optimal	allocation	results	of	three	schemes	
-----	----	---	---------	------------	---------	----	-------	---------	--

	DG优化配置	结果	EV充电站优化配置结果		
方案	接入配电网	总容量 /	接入路网节点	总容量 /	
	节点(数量/台)	kW	(安装容量/kW)	$^{\rm kW}$	
	12(4) 22(9)		20(495),13(273),		
1	13(4), 23(8), 30(10), 6(8)	3 0 0 0	23(582),21(171),	2095	
	50(10),0(0)		26(574)		
	13(1),23(10),		20(814),13(295),		
2 3	30(10),6(1),	3 500	4(286),18(98),	2130	
	21(3),28(10)		23(637)		
	13(6),23(7),		24(538),14(334),		
	30(5),6(8),	3 600	6(253),29(615),	2189	
	21(6),28(4)		22(449)		

业区,且某些充电站分布十分密集。方案3下拟建 设EV充电站的空间分布如附录A图A8所示。

3种方案下 DG 年总消纳量和 EV 年总充电负荷 结果如表2所示。由表可知:相较于对 EV 充电站或 DG 进行独立配置,对 DG 和 EV 充电站进行联合配置 有利于提高清洁能源的消纳水平;同时,EV 的有序 充电行为也使配电网能更加有效地利用清洁能源。 3种方案的综合评价指标结果如表3所示。

表2 3种方案下DG年总消纳量和EV年总充电负荷结果

Table 2Total annual DG consumption and total annualEV charging load results of three schemes

方案	DG年总消纳量/(MW·h)	EV年总充电负荷/(MW·h)
1	8391.27	4692.43
2	9137.53	4757.26
3	10237.81	4863.17

表3 3种方案的综合评价指标结果

 Table 3
 Comprehensive evaluation index

results of three schemes

方案	$F_1/ 万元$	F_2 / kW	<i>F</i> ₃ /万元	F
1	1734.45	530.48	44.37	0.894
2	1908.41	506.93	44.37	0.917
3	2051.83	286.32	51.58	0.942

由表3可知,相较于DG和EV充电站独立配置, 方案3的年综合效益得到显著提高,而用户在进行 充电决策时考虑电价波动的影响可明显降低EV接 入给配电网带来的冲击。方案3下4种典型运行场 景的节点电压(标幺值)分布见图5。3种方案下典 型运行场景1的节点电压(标幺值)分布曲线见图6。



Fig.6 Node voltage curves of typical operation scene 1

由图6可知,相较于方案1和方案2,方案3的电压质 量更理想。

当EV充电站数量有富余时,用户的充电耗时成本大幅减少,但会导致配电网的建设投资成本增加, 从而使经济性下降。故以方案3作为前提条件,考虑建设5~10座EV充电站,所得综合评价指标结果见表4。

表4 建设不同数量EV充电站时的综合评价指标结果

Table 4Comprehensive evaluation index results

with different numbers of EV station

EV 充电站 数量 / 座	$F_1/万元$	F_2 / kW	F ₃ /万元
5	2051.83	286.32	51.58
6	2134.59	267.05	47.15
7	1970.46	259.77	43.90
8	1843.83	251.62	42.07
9	1794.25	248.97	37.12
10	1728.01	245.06	33.68

由表4可知,随着建设EV充电站数量的增加, 系统负荷波动指标结果呈下降趋势,用户的充电耗 时成本也随之降低,这是因为EV充电站数量的增多 减少了各座充电站的服务范围,提高了用户充电的 便利性,而充电负荷的分散接入也使得配电网的负 荷波动更加平稳,但建设过多的充电站会使得综合 效益指标下降,这是因为在负荷低谷时段部分充电 站并没有被有效利用,从而无法获得售电收益。

6 结论

本文提出了一种兼顾时空特性以及需求响应的 DG和EV充电站多目标联合优化配置方法,结合 IEEE 33节点配电网系统与某城区主干道路网拓扑 结构对所提方法进行仿真验证,所得结论如下:

1)EV充电负荷需求高峰与DG的出力高峰高度 互补,进行联合配置能有效提高系统对清洁能源的 消纳;

2)在国家大力推进信息物理互联网建设的大背景下,模拟EV的空间分布特性,能准确预测EV充电需求的时空分布,同时也能为日后智能交通网与智能电网的联合规划奠定基础;

3)以综合效益最高、系统负荷波动指标最小、充 电耗时成本最少为目标进行联合配置,有利于兼顾 多方面需求,提高配置方案的综合性能。

附录见本刊网络版(http://www.epae.cn)。

参考文献:

[1]李振坤,田源,董成明,等.基于随机潮流的含电动汽车配电网内分布式电源规划[J].电力系统自动化,2014,38(16):60-66.
 LI Zhenkun,TIAN Yuan,DONG Chengming, et al. Distributed generators programming in distribution network involving vehicle to grid based on probabilistic power flow[J]. Automation

of Electric Power Systems, 2014, 38(16):60-66.

 [2]彭显刚,林利祥,刘艺,等. 计及电动汽车和可再生能源不确定 因素的多目标分布式电源优化配置[J]. 电网技术,2015,39(8): 2188-2194.
 PENG Xiangang,LIN Lixiang,LIU Yi,et al. Multi-objective optical Unities for Excitation and the second second

timal allocation of distributed generation considering uncertainties of plug-in electric vehicles and renewable energy sources[J]. Power System Technology,2015,39(8):2188-2194.

 [3]张明锐,李路遥,杜志超,等.考虑电动汽车能量管理的微网分 布式电源选址定容[J].电力自动化设备,2017,37(7):46-54.
 ZHANG Mingrui,LI Luyao,DU Zhichao,et al. Microgrid DG siting and sizing with consideration of EV energy management [J]. Electric Power Automation Equipment,2017,37(7):46-54.

[4]张程嘉,刘俊勇,刘友波,等. 计及全寿命周期成本的两阶段电 动汽车充电网络规划模型[J]. 电网技术,2016,40(12):3722-3731.

ZHANG Chengjia, LIU Junyong, LIU Youbo, et al. Two-stage electric vehicle charging network planning model considering life cycle cost[J]. Power System Technology, 2016, 40(12): 3722-3731.

- [5] 舒隽,唐刚,韩冰.电动汽车充电站最优规划的两阶段方法
 [J].电工技术学报,2017,32(3):10-17.
 SHU Jun,TANG Gang,HAN Bing. Two-stage method for optimal planning of electric vehicle charging station[J]. Transactions of China Electrotechnical Society,2017,32(3):10-17.
- [6] 刘洪,李荣,葛少云,等.考虑出租车随机行为特性及路网行程 时间可靠性的充电站多目标规划[J].电网技术,2016,40(2): 433-441.

LIU Hong,LI Rong,GE Shaoyun,et al. Multiple objective planning for electric taxi charging station considering randomprobability behavioral trait of taxi and travel time reliability [J]. Power System Technology,2016,40(2):433-441.

- [7] 刘晋源,吕林,高红均,等. 计及分布式电源和电动汽车特性的 主动配电网规划[J]. 电力系统自动化,2020,44(12):41-49.
 LIU Jinyuan,LÜ Lin,GAO Hongjun, et al. Planning of active distribution network considering characteristics of distributed generator and electric vehicle[J]. Automation of Electric Power Systems,2020,44(12):41-49.
- [8] ZHANG H, MOURA S J, HU Z C, et al. PEV fast-charging station siting and sizing on coupled transportation and power networks [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2018, 9(4): 2595-2605.
- [9] 张晨彧,丁明,张晶晶. 基于交通出行矩阵的私家车充电负荷 时空分布预测[J]. 电工技术学报,2017,32(1):78-87. ZHANG Chenyu, DING Ming, ZHANG Jingjing. A temporal and spatial distribution forecasting of private car charging load based on origin-destination matrix[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2017, 32(1):78-87.
- [10] 邵尹池,穆云飞,余晓丹,等."车-路-网"模式下电动汽车充电 负荷时空预测及其对配电网潮流的影响[J].中国电机工程学 报,2017,37(18):5207-5219,5519.
 SHAO Yinchi, MU Yunfei, YU Xiaodan, et al. A spatial-temporal charging load forecast and impact analysis method for distribution network using EVs-traffic-distribution model[J]. Proceedings of the CSEE,2017,37(18):5207-5219,5519.
- [11] ZHANG Y Q, WANG M L, LIU T. A novel prediction method of optimal driving speed for intelligent vehicles in urban traffic scenarios[C] //2018 37th Chinese Control Conference (CCC). Wuhan, China; IEEE, 2018: 7912-7917.
- [12] 王浩林,张勇军,毛海鹏. 基于时空特征变量数据分析的共享 汽车充电负荷预测方法[J]. 电力自动化设备,2019,39(12): 169-175.

WANG Haolin,ZHANG Yongjun,MAO Haipeng. Charging load prediction method of shared vehicles based on data analysis of spatiotemporal characteristic variables[J]. Electric Power Automation Equipment,2019,39(12):169-175.

- [13] WILLIAM A M, MARTIN A M. Travel estimation techniques for urban planning[R / OL]. [2020-11-23]. https://ntl.bts.gov / lib / 21000 / 21500 / 21563 / PB99126724.pdf.
- [14] 胡继华,高立晓,梁嘉贤. 基于交通大数据的公交线路OD矩阵 推断方法[J]. 科学技术与工程,2017,17(11):309-314.
 HU Jihua, GAO Lixiao, LIANG Jiaxian. An inference method of public transit OD matrix based on traffic big data[J]. Science Technology and Engineering,2017,17(11):309-314.
- [15] 郭清元,吴杰康,莫超,等.基于混合整数二阶锥规划的新能源 配电网电压无功协同优化模型[J].中国电机工程学报,2018, 38(5):1385-1396.

GUO Qingyuan, WU Jiekang, MO Chao, et al. A model for multi-objective coordination optimization of voltage and reactive power in distribution networks based on mixed integer second-order cone programming[J]. Proceedings of the CSEE, 2018,38(5):1385-1396.

[16] 王彩云,黄盼盼,李晓飞,等. 基于 AEPSO-SVM 算法的雷达 HRRP 目标识别[J]. 系统工程与电子技术,2019,41(9):1984-1989.

WANG Caiyun, HUANG Panpan, LI Xiaofei, et al. Radar HRRP target recognition based on AEPSO-SVM algorithm [J]. Systems Engineering and Electronics, 2019, 41(9):1984-1989.

- [17] BARAN M E, WU F F. Network reconfiguration in distribution systems for loss reduction and load balancing[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 1989,4(2):1401-1407.
- [18] 黄宗龙,江修波,刘丽军. 低碳化背景下配电网"源-储-荷"多 目标优化配置[J]. 电力科学与技术学报,2020,35(5):36-45. HUANG Zonglong, JIANG Xiubo, LIU Lijun. Multi-objective optimal allocation of "generation-storage-load" under the lowcarbon background[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2020, 35(5):36-45.
- [19] 姜欣,冯永涛,熊虎,等.基于出行概率矩阵的电动汽车充电站 规划[J].电工技术学报,2019,34(增刊1):272-281.
 JIANG Xin, FENG Yongtao, XIONG Hu, et al. Electric vehicle charging station planning based on travel probability matrix[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2019, 34(Supplement 1):272-281.

作者简介:



刘丽军(1982—),女,福建莆田人,副 教授,博士研究生,主要研究方向为电力系 统规划与运行、分布式发电技术、微电网的运 行与控制(E-mail:liulijun0120@fzu.edu.cn); 吴 桐(1997—),男,福建漳州人,硕士 研究生,主要研究方向为电力系统规划、运 行及优化等(E-mail:956924506@qq.com)。 (编辑 陆丹)

刘丽军

Multi-objective optimal allocation of DG and EV charging station based on space-time characteristics and demand response

LIU Lijun^{1,2}, WU Tong¹, CHEN Xianda³, ZHENG Wendi^{1,2}, XU Qifeng¹

(1. College of Electrical Engineering and Automation, Fuzhou University, Fuzhou 350108, China;

2. Fujian Key Laboratory of New Energy Generation and Power Conversion, Fuzhou 350108, China;

3. Fuzhou Power Supply Company of State Grid Fujian Electric Power Co., Ltd., Fuzhou 350009, China)

Abstract: Aiming at the power consumption increase and voltage fluctuation problems caused by the largescale access of renewable DG(Distributed Generation) and EV(Electric Vehicle) to the distribution network, a multi-objective coordinated and optimal allocation method of DG and EV charging station is proposed based on space-time characteristics and demand response. By extracting the topology structure of urban road network and monitoring the traffic flow of road network, the OD(Origin-Destination) matrix is backward deduced based on the traffic planning software TransCAD, and the trip probability matrix is constructed to describe users' trip characteristics. Based on the Monte Carlo method, the time-space distribution characteristics of EV are simulated, the timing characteristics of EV, DG and conventional load are considered, and typical wind-photovoltaic-load operation scenarios are constructed based on the improved *K*-means algorithm. Taking both the grid side and the user side into account, a multi-objective joint allocation model of DG and EV charging station is built with the goals of comprehensive benefit, system load fluctuation and charging time cost, which is solved by using the improved particle swarm optimization algorithm. The simulation analysis is carried out by combining the IEEE 33-bus distribution network and an urban main road network model, and the results verify the validity and feasibility of the proposed model.

Key words: distributed power generation; electric vehicles; charging station; time-space distribution; demand response; OD matrix; multi-objective optimal allocation

56





图 A1 交通路网的拓扑结构 Fig.A1 Topology structure of road network

表 A1 不同类型 EV 的充电需求

 Table AT Charging demand of different types of EVs							
EV类型	日行驶里程/km	充电方式	停车位置				
 出租车	350~500	快充	不固定				
城市功能用车	60~100	慢充/快充	工作区				
私家车	20~60	慢充/快充	家/单位				

表 A2 不同类型 EV 的电池参数 Table A2 Battery parameters of different types of EVs

	21	21	
EV类型	电池容量/(kW·h)	常规充电功率/kW	快速充电功率/kW
出租车	64	7	90
城市功能用车	32	7	45
私家车	32	7	45









图 A4 IEEE 33 节点配电网系统的拓扑结构 Fig.A4 Topology structure of IEEE 33-bus distribution network system



图 A5 4 种典型运行场景 Fig.A5 Four typical operation scenes



图 A6 13:00—14:00 时段的充电需求空间分布 Fig.A6 Charging demand distribution in 13:00-14:00 period



Fig.A7 Schematic diagram of relationship between two networks

配电网支路			末节点参数		支路	P参数	
首节点	末节点	有功负荷/kW	无功负荷/kvar	路网中耦合节点	线路容量/(MV·A)	电阻/Ω	电抗/Ω
0	1	100	60	24	6.0	0.092	0.047
1	2	90	40	2	6.0	0.481	0.251
2	3	120	80	3	6.0	0.366	0.178
3	4	60	30	11	6.0	0.381	0.194
4	5	60	20	4	6.0	0.816	0.707
5	6	200	100	5	4.5	0.187	0.619
6	7	200	100	6	4.5	0.711	0.235
7	8	60	20	10	4.5	1.030	0.740
8	9	60	20	7	4.5	1.044	0.740
9	10	45	30	—	4.5	0.197	0.065
10	11	60	35	9	4.5	0.374	0.124
11	12	60	35	12	4.5	1.468	1.155
12	13	120	80	13	4.5	0.542	0.713
13	14	60	10	14	4.5	0.591	0.526
14	15	60	20	15	4.5	0.746	0.545
15	16	60	20	16	4.5	1.288	1.721
16	17	90	40	23	4.5	0.381	0.574
1	18	90	40	1	4.5	0.164	0.157
18	19	90	40	26	4.5	1.504	1.355
19	20	90	40	20	4.5	0.410	0.478
20	21	90	40	21	4.5	0.709	0.937
2	22	90	50	22	4.5	0.451	0.308
22	23	420	200	25	4.5	0.898	0.709
23	24	420	200	27	4.5	0.896	0.701
5	25	60	25	29	4.5	0.203	0.103
25	26	60	25	28	4.5	0.284	0.145
26	27	60	20	17	4.5	1.060	0.933
27	28	120	70	18	4.5	0.804	0.700
28	29	200	600	19	4.5	0.508	0.259
29	30	150	70	—	4.5	0.974	0.963
30	31	210	100	8	4.5	0.310	0.362
31	32	60	40	_	4.5	0.341	0.530

表 A3 双网对应关系 Table A3 Node correspondence between two networks

注: 配电网与路网耦合关系中路网节点对应配网支路末节点。



图 A8 方案 3 下 EV 充电站分布情况 Fig.A8 Distribution of EV charging stations under Scheme 3