

考虑DG时序特性及EV时空特性的配电网规划

孙乾¹, 许珊², 朱姝豫¹, 李扬¹

(1. 东南大学 电气工程学院, 江苏 南京 210096; 2. 国网南京供电公司, 江苏 南京 210012)

摘要:分布式电源(DG)出力以及电动汽车(EV)充电的不确定性给配电网规划带来巨大挑战。首先,利用季节场景与时段划分法构建DG和常规负荷时序特性模型;其次,利用蒙特卡洛模拟法和交通起讫点分析法构建EV充电负荷时空分布模型;最后,基于2个模型得到的配电网各节点各时刻的DG出力、不同类型常规负荷及EV充电负荷,以配电网运营商年收益最大为目标函数,充分考虑网架新建、网架替换和DG选址定容等因素,构建考虑时序特性含DG和EV的配电网机会约束规划模型,并采用蒙特卡洛模拟嵌入双种群协同进化遗传算法的方法对模型进行求解。以某配电网为算例,验证了所提模型和算法的合理性和有效性。

关键词:分布式电源;电动汽车;配电网;时序特性;电网规划

中图分类号:TM 715

文献标志码:A

DOI:10.16081/j.epae.202008010

0 引言

以风能、太阳能等可再生能源为基础的分布式电源(DG)和电动汽车(EV)接入配电网被广泛认为是未来发展的必然趋势。然而分布式风电(DWG)、光伏(PV)等DG的出力具有时序上的不确定性,EV充电负荷也具有时间和空间上的不确定性^[1],DG和EV的双重不确定性对配电网规划提出了更高的要求。因此,研究含DG和EV的配电网规划具有重要意义。

目前,DG出力的计算主要采用恒定功率模型、简单概率模型、时序特性模型等方法。文献[2]采用恒定功率模型计算DG的输出功率与负荷功率,取功率的最大值或平均值进行仿真,但忽略了DG输出功率与负荷大小的随机性与波动性,既不精确又不符合实际。文献[3]考虑风速、光照强度在一天24个时刻的时序特性,并应用简单概率模型对各时刻的值进行模拟,但是忽略了负荷的时序性,从而影响了模型整体的精确度。文献[4-5]考虑DWG、PV与负荷在某几个典型日的时序特性,利用数量较少的固定典型日代表全年的系统状态,如与四季对应的4个典型日,这种典型季节(典型日)模型虽然减少了计算量,但由于其仅包含少量固定数据,导致容易偏离实际情况。上述文献中的DG出力计算模型均不够全面和完善。

目前关于EV时空分布的研究方法主要有驾驶-停放特性法、出行链法和交通起讫点OD(Origin-Destination)分析法这3类方法。文献[6]运用驾驶-停放特性法,基于不同分区内的各类型用地基础情

况及车辆停放特点,对传统停车生成率进行时序上的扩展并计算各分区的车辆停放需求量,运用蒙特卡洛模拟(MCS)法模拟各分区EV一天内各时刻的状态,从而获得各区域EV的时间分布曲线。文献[7]以家为出行OD构建出行链,并利用一定的概率分布来描述出行时长、出行距离、目的地等出行链的关键组成要素,通过MCS得到各要素的随机值,从而构成一条随机且可行的出行链,最终获得各分区的充电需求。出行链法原理清晰、易于操作,但是出行链中包含的目的地较少,与实际情况略有不符。文献[8]采用OD分析法模拟EV的时空分布情况,在考虑交通道路拓扑与速度-流量关系的基础上,将配电网节点与道路节点相对应,从而将EV-道路-配电网节点三者相辅相成的复杂关系完整呈现。该模型精确完善,但是需要充分详细的道路交通与配电网数据的支撑。综上分析,可采用OD分析法模拟EV的时空特性。

目前考虑DG和EV双重不确定因素的配电网规划的研究还不多。文献[9]基于DWG、PV和EV的概率模型,结合机会约束规划理论,构建环境效益最大、供电可靠性最高、有功网损最小的多目标DG选址定容模型,并利用MCS嵌入改进的量子粒子群优化算法进行求解。但该文献没有对充电负荷进行空间上的仿真,仅通过平均分配法将充电负荷简化分布于系统各配变台区,因此导致分配结果与充电负荷的实际分布情况存在较大差异。文献[5]在DWG、PV时序模型与交通满意度模型的基础上,从总体费用、网损和交通满意度等角度出发构建EV充电站与DG的多目标优化配置模型。上述文献虽然综合考虑了EV充电负荷大小以及DWG、PV输出的不确定性,但没有涉及网架规划,仅停留在电源规划阶段。文献[10]综合考虑风光储分布式发电及EV,以年费用最小为目标函数,构建包括支路替换、支路

收稿日期:2019-11-17;修回日期:2020-06-13

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51777030)

Project supported by the National Natural Science Foundation of China(51777030)

新建、DG 优化配置等在内的配电网综合规划模型,并运用布谷鸟搜索算法进行求解。但该文献对 DG 输出功率、负荷与 EV 充电负荷均采用最简单的恒定功率模型,可能导致规划结果不合理。

针对现有研究存在的时序模型不够准确、规划内容单一等问题,本文提出与 4 个季节、24 个时段密切相关的 DG 和常规负荷时序特性模型以及考虑 EV 不确定性的充电负荷时空分布模型,以获得更切合实际的配电网各节点各时刻的负荷结果。在此基础上,构建综合考虑 DG 选址定容与网架升级新建等多重规划因素以及 DG 时序特性和 EV 时空特性的配电网规划模型,用 MCS 嵌入双种群协同进化遗传算法(DCGA)的方法对模型进行求解。最后采用扩展的 IEEE 33 节点系统验证所提模型和方法的科学性和有效性。

1 DG 和常规负荷时序特性模型

1.1 DG 和常规负荷的时序特性

DWG 出力主要受到风速的影响,而 PV 出力主要受到太阳光照强度的制约。尽管风力、PV 等 DG 出力不稳定,但仍具有一定的规律性,其输出功率的时序特性与季节密切相关,具有明显的季节性特点^[11]。同一季节相同时刻风速的平均水平基本相同,且影响风速的因素相差不大,不同季节不同时刻风速的概率密度分布曲线有较大差异,平均水平也各不相同,该结论对光照数据同样适用^[12]。常规负荷特性也与日时刻密切相关。

1.2 DG 和负荷时序特性建模

采用季节场景与时段划分的方法构建 DG 与常规负荷的时序特性模型,主要步骤如下。

(1) 由于风速、光照强度和常规负荷的时序特性与年季节相关,因此将全年划分为春、夏、秋、冬 4 个季节场景,并将全年每小时的风速、光照强度与各类常规负荷的历史数据按照场景进行划分。

(2) 由于风速、光照强度和常规负荷的时序特性与日时刻相关,因此将全天划分为 24 个时段。风速的变化特性可以用双参数 Weibull 分布表示,其概率密度函数为:

$$f_{\text{DWG}}(v) = \left(\frac{r}{c}\right) \left(\frac{v}{c}\right)^{r-1} e^{-\left(\frac{v}{c}\right)^r} \quad (1)$$

其中, v 为风机叶轮轮毂处的风速; c 、 r 分别为双参数 Weibull 分布的尺度参数、形状参数,这 2 个参数可通过统计对应时段风速历史数据的均值 μ_v 和标准差 δ_v 得到,具体计算步骤见文献[13]。

太阳光照强度大致服从 Beta 分布,其概率密度函数为:

$$f_{\text{PV}}(s) = \frac{\Gamma(\alpha+\beta)}{\Gamma(\alpha)\Gamma(\beta)} \left(\frac{s}{s_{\max}}\right)^{\alpha-1} \left(1-\frac{s}{s_{\max}}\right)^{\beta-1} \quad (2)$$

其中, $\Gamma(\cdot)$ 为伽玛函数; s 为实际光照强度, $s_{\max}$ 为最大光照强度, $s/s_{\max}$ 称为晴空因子; α 、 β 为 Beta 分布中的 2 个参数,具体计算步骤见文献[14]。

用截断 Gaussian 分布模型来模拟实际电力负荷在一定时段的随机性变化,其概率密度函数为:

$$f_L(P_L) = \begin{cases} 0 & P_L < P_{\text{low}}, P_L > P_{\text{up}} \\ \frac{1}{\sqrt{2\pi}\delta_L} e^{-\frac{(P_L - \mu_L)^2}{2\delta_L^2}} & P_{\text{low}} \leq P_L \leq P_{\text{up}} \end{cases} \quad (3)$$

其中, P_L 为负荷功率; μ_L 、 δ_L 分别为通过统计对应时段负荷历史数据得到的均值和标准差; P_{up} 、 P_{low} 分别为负荷的上、下限阈值。

(3) 风速、光照强度、负荷存在一定的相关性,相关系数和秩相关系数是表征随机变量间相关性的 2 个常用指标,其中后者能较好地描述非正态分布随机变量间的相关性。秩相关系数矩阵 ρ 可表示为:

$$\rho = \begin{bmatrix} 1 & \rho_{12} & \cdots & \rho_{1X} \\ \rho_{21} & 1 & \cdots & \rho_{2X} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho_{X1} & \rho_{X2} & \cdots & 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中, ρ_{ij} 为随机变量 X_i 与 X_j 之间的秩相关系数,如式(5)所示; X 为随机变量数量。

$$\rho_{ij} = \frac{\text{cov}(R_i, R_j)}{\sigma(R_i)\sigma(R_j)} \quad (5)$$

其中, R_i 和 R_j 分别为随机变量 X_i 与 X_j 样本所对应的秩; $\text{cov}(R_i, R_j)$ 为秩 R_i 与 R_j 之间的协方差; $\sigma(R_i)$ 和 $\sigma(R_j)$ 分别为秩 R_i 与 R_j 的标准差。

采用文献[15]描述的采样方法和 Cholesky 分解技术分别对风速、光照强度和负荷进行采样和排序,从而生成相关性样本矩阵。根据相关性样本矩阵中的风速和光照强度数据计算 DWG 与 PV 出力^[15]。

2 EV 充电负荷时空分布模型

EV 充电负荷时空分布模型的构建思路如下:首先,获取 EV 特征参数与出行模式的基础数据,特征参数包括 EV 的出行用途、车辆类型、电池容量与能耗等,出行模式包括所研究区域的地理信息、出行时间、逐小时 OD 矩阵等;然后,运用 OD 分析法与 MCS 法,结合电量水平、荷电状态(SOC)等状态参数,不断更新 EV 一天内“在何时”与“在何地”的双重关键信息,从而搭建 EV 充电负荷时空分布模型,并获得充电负荷的时空分布结果。

2.1 特征参数与出行模式

2.1.1 EV分类

EV的出行用途与车辆类型对其出行模式与特征参数具有重要影响,因此,可以按照出行用途与车辆类型的不同将EV分为2类。

按照出行用途可将EV分为家庭工作出行的私人车辆(HBW)、非工作出行的私人车辆(HBO)、用于企业出行的公务车辆(NHB)^[16]3种,根据该分类方式可确定EV的出行模式,如分时OD矩阵、出行时间等。

以欧盟市场为例,EV按照车辆类型可归为L7e、M1、N1、N2这4种^[17]。根据该分类方式可确定EV的特征参数,如电池容量、每千米能耗等。

2.1.2 电池容量与能耗

不同车辆类型EV的电池容量 C_{ap} 和每千米能耗 ΔC_{ap} 服从文献[18]中的概率分布,根据式(6)获得其续航里程。

$$R = \frac{C_{ap}}{\Delta C_{ap}} \quad (6)$$

2.1.3 功能分区与出行时间

EV在各区域的出行规律与该区域的功能定位息息相关,按照功能定位的差异可将研究区域在地理上划分为居民区、商业区与工业区。

EV出行时间包括开始出行时刻 t_s 与出行结束时刻 t_e 。根据美国国家公路合作研究项目(NCHRP)的统计结果,典型工作日内不同出行用途EV的 t_s 与 t_e 的概率分布见文献[8]。

2.1.4 OD矩阵

对于某一具体研究区域,人们的日常出行模式具有一定的规律性,因此可利用一天24 h的OD矩阵来体现研究区域内EV全天的移动情况。

对于不同出行用途的EV,其OD矩阵 B 均由24个子矩阵 $B_{Z \times Z}^{(t,t+1)}$ ($t=1,2,\dots,24$)构成, $B_{Z \times Z}^{(t,t+1)}$ 表示在 t 至 $t+1$ 时段内EV在所有OD之间的移动情况。为了模拟EV的出行分布情况,将OD矩阵 B 转换为OD概率矩阵 C :

$$c_{ij}^{(t,t+1)} = \frac{b_{ij}^{(t,t+1)}}{\sum_{j=1}^Z b_{ij}^{(t,t+1)}} \quad i,j=1,2,\dots,Z \quad (7)$$

其中, $b_{ij}^{(t,t+1)}$ 为 $B_{Z \times Z}^{(t,t+1)}$ 的元素,表示 t 至 $t+1$ 时段内以分区 i 为起点、分区 j 为终点的EV数量; $c_{ij}^{(t,t+1)}$ 为OD概率矩阵 $C_{Z \times Z}^{(t,t+1)}$ 的元素,表示 t 至 $t+1$ 时段内以分区 i 为起点的EV中以分区 j 为终点的EV的概率; Z 为所研究区域中功能分区的数量。仿真时以EV所在的当前分区为起点,根据该时刻对应的OD概率矩阵,通过MCS确定该起点分区对应的终点分区。

2.2 充电模式选择

根据开始充电时刻的不同设定2种充电模式。

(1)无序模式。EV返程到达后立即开始慢充,即充电开始时刻为返程到达时间。

(2)智能模式。该模式下所有EV的充电时间将被统一调控与管理,引导EV用户利用夜间负荷低谷时段进行充电,避免出现由EV无序充电行为引起的电网运行负担加重、局部地区负荷紧张等情况,从而保障系统的正常运行与供电可靠性,智能模式下EV开始充电时刻服从均值为01:00、标准差为5 h的正态分布。

2.3 充电负荷计算

运用MCS和OD分析法计算EV时空充电负荷。首先,根据EV出行用途利用MCS获得初始位置 O (初始功能分区)、 t_s 与 t_e ,根据EV车辆类型获得 C_{ap} 、 ΔC_{ap} 。然后,结合该EV出行用途对应的 t_s 时刻OD概率矩阵 $C_{Z \times Z}^{(t_s,t_s+1)}$,随机抽样生成目的地 L_d ,并计算行驶里程,实时更新EV电量水平并记录充电信息,如式(8)所示。

$$S_t = \xi(S_{t-1} - D/R) \quad (8)$$

其中, S_t 为当前时刻 t 的荷电状态; S_{t-1} 为前一时刻 $t-1$ 的荷电状态; D 为起点到终点的行驶里程; ξ 为考虑实际EV行驶过程中因刹车等因素导致的电量消耗而设置的系数,并假设 ξ 服从0.9~1.0间的均匀分布。

不断使用对应时刻的 $C_{Z \times Z}^{(t,t+1)}$ 抽取目的地直至 t_e 时刻,从而形成EV全天行驶轨迹。返程后选择相应充电模式补充电能。最后,统计所有功能分区的充电负荷信息,并按常规负荷大小将各分区充电负荷分配至各节点。具体步骤参考文献[1]。考虑时空特性的EV充电负荷的具体计算流程如附录A中图A1所示。

3 含DG和EV的配电网机会约束规划模型

3.1 目标函数

在计及DG出力、常规负荷的时序特性以及EV充电负荷时空分布特性的基础上,以配电网运营商(DNO)年收益最大为目标函数,构建考虑时序特性含DG和EV的配电网机会约束规划模型,目标函数为:

$$\max F = R_{dn} - C_{dn} = R_{dn} - (\delta C_{inv} + C_{ope} + C_{env} + C_{eens}) \quad (9)$$

其中, R_{dn} 为年总收入; C_{dn} 为年总成本; C_{inv} 为投资成本; C_{ope} 为年运行维护成本; C_{env} 为年环境补偿成本; C_{eens} 为年可靠性成本; δ 为年等值折算系数。

(1)年总收入。

R_{dn} 包括售电收入与DG补贴收入两部分。

$$R_{dn} = \left(\sum_{e=1}^E E_{load,e} - \sum_{m=1}^M E_{dg,m} \right) r_{load,e} + \sum_{m=1}^M E_{dg,m} r_{dg,m} \quad (10)$$

其中, E 为常规负荷类型数; M 为 DG 类型数; $E_{load,e}$ 为类型 e 常规负荷的年用电量; $E_{dg,m}$ 为类型 m DG 的年总发电量; $r_{load,e}$ 为类型 e 常规负荷的售电单价; $r_{dg,m}$ 为类型 m DG 的售电单价, 包括政府补贴单位电价。

(2) 投资成本。

C_{inv} 包括 DG 成本 C_{inv_dg} 与网架成本 C_{inv_f} , 如式 (11) 所示。前者主要包括 DG 的投资、安装费用, 后者主要包括配电网网架的新建及改造费用。

$$C_{inv} = C_{inv_dg} + C_{inv_f} \quad (11)$$

$$C_{inv_dg} = \sum_{i=1}^N \sum_{m=1}^M \left[(c_{inv,m} + c_{ins,m}) S_{m,i} \right] \quad (12)$$

$$C_{inv_f} = \sum_{p=1}^P c_{nf,p} l_{nf,p} x_{nf,p} + \sum_{q=1}^Q c_{rf,q} l_{rf,q} x_{rf,q} \quad (13)$$

其中, N 为规划区内的节点数; $c_{inv,m}$ 、 $c_{ins,m}$ 分别为类型 m 单位容量 DG 的投资和安装成本; $S_{m,i}$ 为节点 i 处类型 m DG 的安装容量; P 为待选新建线路的数量; Q 为待选替换线路的数量; $c_{nf,p}$ 为第 p 条待新建线路的单位建设成本, $l_{nf,p}$ 为该条线路的长度; $c_{rf,q}$ 为第 q 条待改造线路的替换成本, $l_{rf,q}$ 为该条线路的长度; $x_{nf,p}$ 表示第 p 条待新建线路的状态, $x_{rf,q}$ 表示第 q 条待替换线路的状态, 两者均为 0-1 状态变量, 其值为 1 表示该线路被选择新建 / 替换, 为 0 表示未被选择新建 / 替换。

(3) 年运行维护成本。

C_{ope} 包括 DG 年运行维护费用 C_{ope_dg} 、网架年运行维护费用 C_{ope_f} 、网损费用 C_{loss} 及年购电费用 C_{buy} 。其中 C_{ope_f} 可结合当地检修成本历史值, 按照初始投资成本的一定比例确定。

$$C_{ope} = C_{ope_dg} + C_{ope_f} + C_{loss} + C_{buy} \quad (14)$$

$$C_{ope_dg} = \sum_{d=1}^K D_d \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^N \sum_{m=1}^M c_{ope_dg,m} P_{dg,m,i,t,d} \quad (15)$$

$$C_{loss} = c_{loss} \sum_{d=1}^K D_d \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N I_{ij,t,d}^2 R_{ij} \quad (16)$$

$$C_{buy} = c_{buy} (E_{load} + E_{ev} - E_{dg}) \quad (17)$$

其中, K 为场景数; D_d 为季节场景 d 的天数; T 为时段数; $c_{ope_dg,m}$ 为类型 m DG 的单位有功输出功率的运行维护费用; $P_{dg,m,i,t,d}$ 为场景 d 下 t 时段节点 i 处类型 m DG 的有功出力; c_{loss} 为电能损耗的单位成本; $I_{ij,t,d}$ 为场景 d 下 t 时段节点 i 、 j 间的电流; R_{ij} 为节点 i 、 j 间的线路电阻; c_{buy} 为单位购电电价; E_{load} 为配电网常规负荷全年用电量; E_{ev} 为 EV 全年充电负荷; E_{dg} 为 DG 全年实际发电量。

(4) 年环境补偿成本。

$$C_{env} = c_{env} (E_{load} + E_{ev} + E_{loss} - E_{dg}) \quad (18)$$

其中, E_{loss} 为年网损电量; c_{env} 为单位功率消耗所产生

的环境补偿成本, 可由表 1 折算得到。

表 1 污染物环境评价标准

Table 1 Environment assessment standards for pollutants

污染物	排放强度 / [kg·(MW·h) ⁻¹]	排放征收价格 / (元·kg ⁻¹)	环境价值 / (元·kg ⁻¹)
NO _x	3.587	1.00	6.00
CO ₂	1.544	2.00	8.00
SO ₂	639.2	0.01	0.02

(5) 年可靠性成本。

选用年缺供电量成本 C_{eens} 来量化 DG 并网后系统的供电可靠性。

$$C_{eens} = \sum_{i=1}^N c_{eens,i} P_{pf,i} D_i \quad (19)$$

其中, $c_{eens,i}$ 为节点 i 单位功率负荷在单位停电时间的停电损失费用; D_i 为节点 i 的故障停电时间; $P_{pf,i}$ 为节点 i 的停电负荷。

本文采用考虑时序特性的可靠性评估方法, 并使用模拟法中的序贯 MCS 法来计算年缺供电量成本这一指标。具体计算步骤见文献[19]。

3.2 约束条件

DG 出力、常规负荷以及 EV 充电负荷具有较大的不确定性, 因此采用机会约束规划法, 允许某些情况下节点电压、支路功率越限的发生。

(1) 节点电压约束。

$$P_r \{ V_{i,\min} \leq V_i \leq V_{i,\max} \} \geq \beta_V \quad i=1, 2, \dots, N \quad (20)$$

其中, $P_r \{ \cdot \}$ 表示 $\{ \cdot \}$ 中事件成立的概率; V_i 为节点 i 的电压幅值; $V_{i,\min}$ 、 $V_{i,\max}$ 分别为节点 i 的最低和最高电压幅值; β_V 为节点电压约束的置信水平。

(2) 支路功率约束。

$$P_r \{ |P_l| \leq P_{l,\max} \} \geq \beta_L \quad l=1, 2, \dots, L \quad (21)$$

其中, P_l 为支路 l 的传输功率; $P_{l,\max}$ 为支路 l 的最大传输功率; β_L 为支路功率约束的置信水平; L 为支路数。

(3) 潮流约束。

$$\begin{cases} P_i = V_i \sum_{j=1}^N V_j (G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \sin \theta_{ij}) \\ Q_i = V_i \sum_{j=1}^N V_j (G_{ij} \sin \theta_{ij} - B_{ij} \cos \theta_{ij}) \end{cases} \quad (22)$$

其中, P_i 、 Q_i 分别为节点 i 的等效有功、无功注入; G_{ij} 、 B_{ij} 分别为节点导纳矩阵的实、虚部元素; θ_{ij} 为节点 i 、 j 之间的相位差。

(4) DG 安装容量约束。

$$\begin{cases} \sum_{m=1}^M S_{m,i} \leq S_{i,\max} \\ \sum_{i=1}^N \sum_{m=1}^M S_{m,i} \leq \eta P_{\max} \end{cases} \quad (23)$$

其中, $S_{i, \max}$ 为节点 i 最大允许接入的 DG 容量; η 为 DG 渗透率; $P_{\max}$ 为配电网最大负荷。

此外, 系统应满足网络拓扑约束(网络辐射性与连通性), 该问题可采用不可行解修复法解决。

4 基于 DCGA-MCS 的优化求解算法

4.1 MCS 随机潮流计算

MCS 的作用在于计算配电网的随机潮流从而得到系统各时刻状态^[20]。

MCS 随机潮流计算的具体步骤为: 首先根据 1.2 和 2.3 节, 运用 MCS 产生配电网各节点各时刻 DG 出力、常规负荷和 EV 充电负荷; 然后将每小时数据代入确定性潮流算法, 得到潮流结果(节点电压、功率分布等); 最后重复抽样得到各时刻潮流结果的概率描述, 从而计算出潮流结果的期望值, 用于获得后续各项成本、电量等参数以及 DCGA 的寻优。

4.2 配电网规划中的编码方式

配电网规划的解共包含原有线路的替换信息、新建线路信息、DWG 的位置和容量信息、PV 的位置和容量信息这 4 个部分信息。因此, 本文将染色体划分为 4 个部分, 并采用十进制的编码方式, 产生的染色体 X 的结构如下:

$$X = [A|B|C|D] \quad (24)$$

其中, A 为表示原有线路替换信息的向量, 其长度为待替换线路的数量, 向量元素 a_i 表示第 i 条待选可替换线路的替换信息, 其值为 0/1/2/3, 0 表示不替换, 1—3 分别表示替换成线型为 1—3 的线路; B 为表示新建线路信息的向量, 其长度为待新建支路的数量, 向量元素 b_i 表示第 i 条待选可新建线路是否新建, 其值为 0/1, 0 表示不新建, 1 表示新建; C 为表示 DWG 选址定容信息的向量, 其长度为待选的可安装 DWG 的节点数量, 向量元素 c_i 表示第 i 个可安装节点的 DWG 信息, 其值为整数, 范围从 0 到各节点最大 DWG 安装台数, 例如 $c_2=4$ 表示第 2 个可安装 DWG 的节点共安装了 4 台 DWG, 其值为 0 则表示该待选节点没有被选中, 即该节点不安装 DWG; D 为表示 PV 选址定容信息的向量, 其编码方式同 C 。

4.3 DCGA 寻优求解

DCGA 的作用在于寻优求解从而得到最优的配电网规划方案。

DCGA 基本思路为: 首先按照适应度对种群个体(假设有 n_{ch} 个个体)分组, 适应度较高的 k 个个体组成优秀种群, 轮盘赌操作选出 $n_{ch}-k$ 个个体组成普通种群; 然后对两种群分别采取不同的遗传策略; 最后两种群共同构成最终种群, 并开始下一次操作。两种群具体处理策略如下。

(1) 优秀种群。

优秀种群仅进行变异操作, 并采用如式(25)所示的自适应变异率。

$$p_{m_e} = \begin{cases} p_{m1} & h' < h \\ p_{m2} & h' \geq h \end{cases} \quad (25)$$

其中, p_{m_e} 为优秀种群的变异率; h' 为设定的优秀种群中相同优秀个体的数目; h 为实际相同优秀个体的数目; p_{m1} 、 p_{m2} 为常数, 且 $p_{m1} < p_{m2}$ 。

(2) 普通种群。

普通种群进行交叉和变异的遗传操作, 并采用如式(26)、(27)所示的自适应交叉率和变异率。

$$p_{c_n} = \begin{cases} p_{c3} - \frac{p_{c3} - p_{c4}}{f_{\max} - f_{\text{avg}}} (f' - f_{\text{avg}}) & f' \geq f_{\text{avg}} \\ p_{c4} & f' < f_{\text{avg}} \end{cases} \quad (26)$$

$$p_{m_n} = \begin{cases} p_{m3} - \frac{p_{m3} - p_{m4}}{f_{\max} - f_{\text{avg}}} (f - f_{\text{avg}}) & f \geq f_{\text{avg}} \\ p_{m4} & f < f_{\text{avg}} \end{cases} \quad (27)$$

其中, p_{c_n} 为普通种群的交叉率; p_{c3} 、 p_{c4} 为常数, 且 $p_{c3} < p_{c4}$; $f_{\max}$ 、 f_{avg} 分别为普通种群的最大和平均适应度; f' 为交叉的 2 个个体中的较大适应度; p_{m_n} 为普通种群的变异率; p_{m3} 、 p_{m4} 为常数, 且 $p_{m3} < p_{m4}$; f 为变异个体的适应度。

4.4 DCGA-MCS 的求解步骤

基于 DCGA-MCS 的含 DG 和 EV 的配电网规划的整体求解流程如图 1 所示, 图中 n_{sp} 为最大迭代次数。

5 算例分析

5.1 算例概况

本文以图 2 所示的配电网为算例, 该配电网是在 IEEE 33 节点配电系统的基础上进行适当扩展和参数调整得到的。图中, 节点 34—37 为新增负荷节点, 具体参数如附录 B 中表 B1 所示; 线路分为 3 类, 实线、双实线、虚线分别表示不可更改线路、待选可替换线路、待选新增线路, 待替换与待新增线路参数如附录 B 中表 B2、B3 所示。DWG 候选节点为 {14, 17, 32, 33}, PV 候选节点为 {8, 18, 30, 31}, 额定容量均为 100 kW, 使用年限均为 20 a。环境成本为 0.059 元/(kW·h)。该区域汽车共 2500 辆。求解算法种群规模为 100, 最大迭代次数为 100 次。取 $p_{m1}=0.02$ 、 $p_{m2}=0.08$ 、 $p_{c3}=0.6$ 、 $p_{c4}=0.9$ 、 $p_{m3}=0.04$ 、 $p_{m4}=0.09$ 。

5.2 仿真结果与分析

5.2.1 算法性能分析

为了体现 DCGA 在收敛性和全局搜索性上的优势, 在 25% 的 EV 渗透率且采用智能模式的情景(即下文情景 4)下, 选取对标准遗传算法进行改进得到的保留精英策略的遗传算法 ESGA (Genetic Algo-

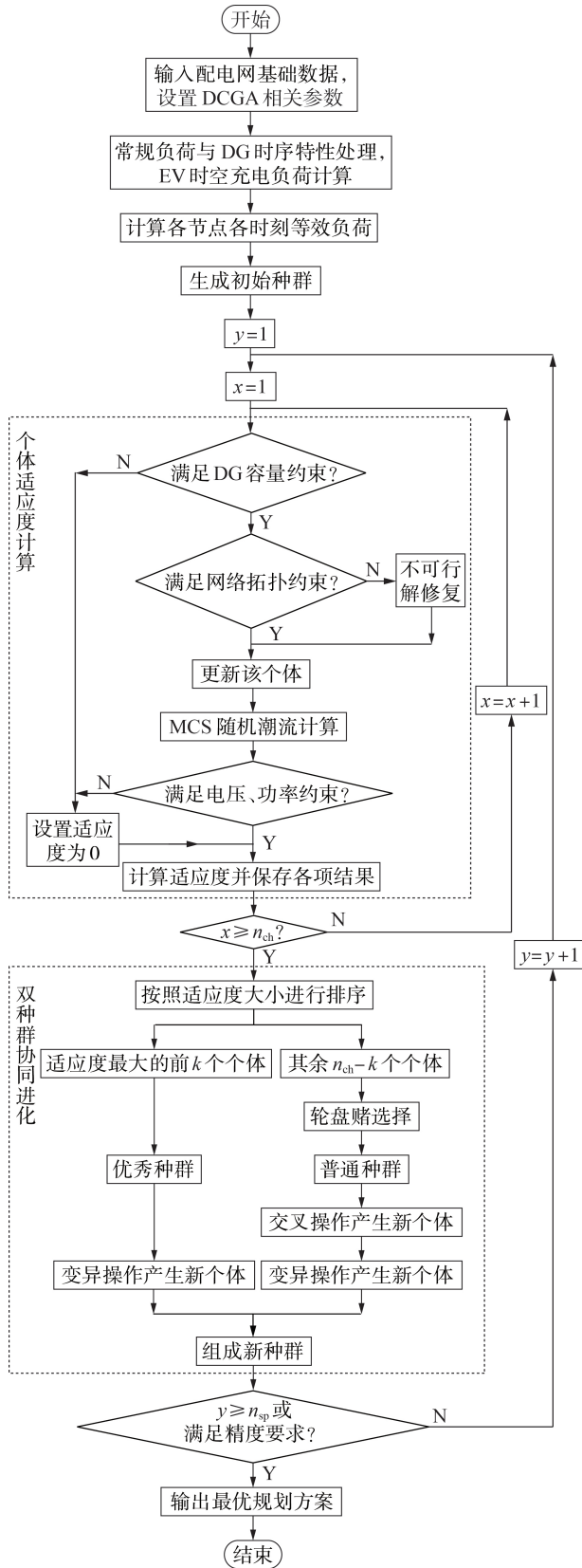


图 1 基于 DCGA-MCS 的配电网规划求解流程

Fig.1 Solving flowchart of distribution network planning based on DCGA-MCS

algorithm with Elitist Strategy), 分别运用 ESGA-MCS 与 DCGA-MCS 进行求解, 对比结果如图 3 所示。为加

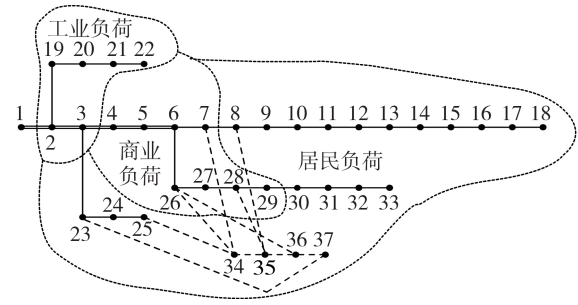


图 2 测试系统图

Fig.2 Schematic diagram of test system

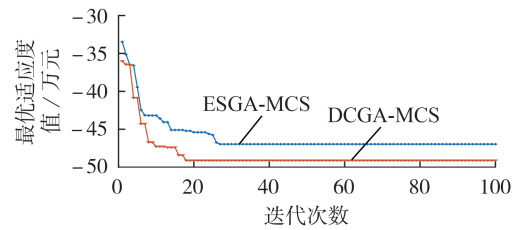


图 3 各代最优适应度曲线对比

Fig.3 Comparison of optimal fitness curves for each generation

快目标函数收敛速度, 拉开各个体适应度之间的差距, 设置常数 f_0 , 最优适应度值为 $-(F-f_0)$, 其中 $f_0=380$ 万元。

由图 3 可知, DCGA-MCS 在搜索能力和收敛速度上均有优势。DCGA 对两种群的差异化处理及自适应变异率与交叉率增加了种群的多样性, 因此 DCGA-MCS 能产生更优的结果。此外, DCGA 优秀种群的设置及自适应交叉率、变异率可有效保护优秀基因, 因此 DCGA-MCS 的收敛性更好。

5.2.2 规划结果

运用 DCGA-MCS 对模型进行求解, 仿真得到如表 2 所示 25% 的 EV 渗透率下的 3 种规划方案。

本文设置如表 3 所示的 5 种情景, 其中情景 3—5 分别对应表 2 的无序模式时序特性、智能模式时序特性、无序模式非时序特性这 3 种规划方案。情景 5 仅用于时序特性优势的分析, 因此不计情景 5。图 4 和表 4 分别给出了情景 1—4 的各项费用与电量结果情况。

(1) 时序特性的优势。

无序模式时序特性 (情景 3) 与无序模式非时序特性 (情景 5) 方案的差异性主要体现在线路替换与 DG 类型。

在线路替换方面, 情景 3 的替换容量小于情景 5。其原因在于, 虽然情景 5 不考虑时序特性, 且 DG 仍采用概率模型, 但是由于情景 5 未考虑时序特性, 忽视了配电网中 PV、风电出力在 4 个季节中的差异性, 造成了不必要的投资。

在 DG 类型方面, 情景 3 倾向 DWG。由于不考

表2 25%的EV渗透率下不同充电模式的规划方案

Table 2 Planning schemes of different charging modes under 25% EV permeability

方案		网架替换支路线型					网架新建支路				DG选址定容							
											DWG节点容量/kW				PV节点容量/kW			
		支路1	支路2	支路3	支路4	支路5	支路33	支路34	支路35	支路36	节点14	节点17	节点32	节点33	节点8	节点18	节点30	节点31
无序模式	时序特性	2	2	1	1	1	23-37	34-35	35-36	36-37	500	500	300	600	100			100
	非时序特性	3	2	2	2	1	23-37	34-35	35-36	36-37	100				600	700	700	100
智能模式时序特性		2	1	1	0	0	23-37	34-35	35-36	36-37	600	400	400	500		100		

注:空白表示无此项。

表3 5种情景

Table 3 Five scenarios

情景	考虑时序特性	考虑网架规划	考虑DG规划	考虑EV	
				无序模式	智能模式
1	√	√			
2	√	√		√	
3	√	√	√	√	
4	√	√	√		√
5		√	√	√	

注:“√”表示对应场景下考虑该因素。

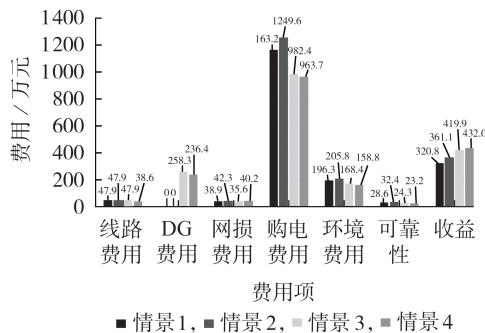


图4 情景1—4各项费用对比

Fig.4 Cost comparison among Scenario 1 to 4

表4 情景1—4电量结果

Table 4 Electricity results of Scenario 1 to 4

情景	$E_{load} / (MW \cdot h)$	$E_{ev} / (MW \cdot h)$	$E_{loss} / (MW \cdot h)$	$E_{dwg} / (MW \cdot h)$	$E_{pv} / (MW \cdot h)$
1	30253		932.6		
2	30253	2724.8	1124.2		
3	30253	2724.8	948.7	6532.8	310.4
4	30253	2739.7	1056.7	7032.6	157.6

虑时序特性时不同类型DG无效率差异,而PV有补贴优势,因此情景5更倾向PV。实际上,由表2、4知,DWG年利用效率为 $6532.8/(20 \times 0.1 \times 8760) \approx 37.2\%$,而PV年利用效率为 $310.4/(2 \times 0.1 \times 8760) \approx 17.7\%$,即由于PV成本较高,投资DWG效果更好,这与情景3倾向建设DWG的结果一致。

因此,必须考虑时序特性。

(2)DG对含EV配电网的影响。

在经济性方面,如图4所示,EV的加入(情景2)使购电费用和环境费用相对情景1分别上升了7.42%、6.3%。而DG的优化配置(情景3)虽需花费

较高的投资运维费用,但购电费用和环境费用相对情景2分别降低了21.38%、18.17%。DG的优化配置节省了购电费用,取得了环境效益,且DNO收益也因此提高了约16.28%。

在网损方面,如表4所示,虽然EV负荷使系统网损增加,但情景3中网损已恢复至接近无EV的水平,即DG优化配置取得了较好的降损效益。

在节点电压方面,表5给出了情景2和情景3节点电压幅值合格率(VAQR)对比(表中最低电压期望值为标么值),表中VAQR与节点电压机会约束对应,指取电压在0.95~1.05 p.u.范围内波动为合格、多次MCS中电压幅值合格的概率;将37个节点在24个时刻的共888个节点电压数据称为888个节点时刻。由表中可见,情景2的最低电压期望值为0.9500 p.u.,888个节点时刻中共有20个节点时刻的VAQR低于80%,而情景3的最低期望值提高至0.9637 p.u.,且所有节点时刻的VAQR均在80%以上。因此,DG的合理配置可以帮助改善系统的电压质量。

表5 情景2和情景3节点电压幅值合格率对比

Table 5 Comparison of voltage amplitude qualification rate between Scenario 2 and Scenario 3

情景	最低电压期望值	各VAQR区间节点时刻数				
		[0, 20%)	[20%, 40%)	[40%, 60%)	[60%, 80%)	[80%, 100%)
2	0.9500		2	18	17	851
3	0.9637			34		854

在支路功率方面,情景2和情景3支路功率合格率(BPQR)对比如表6所示,表中BPQR与支路功率机会约束对应,指多次MCS中支路功率不大于最大传输功率的概率;将5条支路在24个时刻的共120个支路功率数据称为120个支路时刻。由表中可见,

表6 情景2和情景3支路功率合格率对比

Table 6 Comparison of branch power qualification rate between Scenario 2 and Scenario 3

情景	各BPQR区间支路时刻数				
	[0, 20%)	[20%, 40%)	[40%, 60%)	[60%, 80%)	[80%, 100%)
2		1	1	4	8
3				1	10

情景2存在BPQR低于60%的情况,而规划后所有支路时刻都满足BPQR高于70%的标准。因此,DG的优化配置缓解了支路的潮流拥堵,有利于系统稳定运行。

(3)智能模式的优势。

如表2所示,EV智能模式(情景4)下支路4、5无需替换,而情景3需要更换为更大容量的线路,这导致情景3的线路总成本更高。即智能模式在一定程度上起到了延缓配电网投资改造、节约投资成本、提高经济性的作用。

继续将EV渗透率提高至50%,仿真结果如表7所示,表中仅列出线路替换部分,完整规划方案见附录C中表C1。

表7 50%的EV渗透率下不同充电模式的线路替换方案
Table 7 Line replacement schemes of different charging modes under 50% EV permeability

模式	替换线型				
	支路1	支路2	支路3	支路4	支路5
无序模式	3	3	3	3	3
智能模式	2	2	1	0	0

与25%的EV渗透率的结果类似,智能模式下DNO仍可通过小容量线型并配合DG得到满足运行要求且更经济的规划方案。此外,与情景3相比,表7的智能模式方案除支路1需替换为大容量线型外,其他线路均无需更换,即当EV保有量增长时,智能模式可在无需大量线路改造的前提下,有效消纳EV充电负荷,达到延缓配电网投资的效果。

6 结论

本文对DG出力和常规负荷的时序特性、EV充电负荷的时空分布特性进行研究,在此基础上构建考虑时序特性含DG和EV的配电网机会约束规划模型,并提出DCGA-MCS对模型进行求解。

(1)相较于传统配电网规划,本文构建的考虑DG时序特性和EV时空特性的配电网规划模型能更真实地反映配电系统运行情况。

(2)在算法方面,本文提出的DCGA-MCS在搜索能力和收敛速度上均优于ESGA-MCS。

(3)在含EV的配电网中,DG的优化配置可以从整体上降低网络损耗与综合成本以及改善运行质量。此外,EV保有量增长时,智能模式可在无需大量线路改造的前提下,有效消纳EV充电负荷,延缓配电网投资。

附录见本刊网络版(<http://www.epae.cn>)。

参考文献:

[1] 陈丽丹,张尧, Antonio Figueiredo. 融合多源信息的电动汽车充电负荷预测及其对配电网的影响[J]. 电力自动化设备, 2018, 38(12): 1-10.

CHEN Lidan, ZHANG Yao, ANTONIO Figueiredo. Charging load forecasting of electric vehicles based on multi-source information fusion and its influence on distribution network [J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(12): 1-10.

[2] MORADI M H, ABEDINI M. A combination of genetic algorithm and particle swarm optimization for optimal DG location and sizing in distribution systems [J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2012, 34(1): 66-74.

[3] 邓威,李欣然,李培强,等. 基于互补性的间歇性分布式电源在配网中的优化配置[J]. 电工技术学报, 2013, 28(6): 216-225.

DENG Wei, LI Xinran, LI Peiqiang, et al. Optimal allocation of intermittent distributed generation considering complementarity in distributed network [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2013, 28(6): 216-225.

[4] 管志成,丁晓群,张木银,等. 考虑时序特性含电动汽车配电网分布式电源优化配置[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(18): 24-31.

GUAN Zhicheng, DING Xiaoqun, ZHANG Muyin, et al. Optimal allocation of distributed generation of distributed network containing electric vehicle considering timing characteristics [J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(18): 24-31.

[5] 刘柏良,黄学良,李军,等. 含分布式电源及电动汽车充电站的配电网多目标规划研究[J]. 电网技术, 2015, 39(2): 450-456.

LIU Bailiang, HUANG Xueliang, LI Jun, et al. Multi-objective planning of distribution network containing distributed generation and electric vehicle charging stations [J]. Power System Technology, 2015, 39(2): 450-456.

[6] 张洪财,胡泽春,宋永华,等. 考虑时空分布的电动汽车充电负荷预测方法[J]. 电力系统自动化, 2014, 38(1): 13-20.

ZHANG Hongcai, HU Zechun, SONG Yonghua, et al. A prediction method for electric vehicle charging load considering spatial and temporal distribution [J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(1): 13-20.

[7] 温剑锋,陶顺,肖湘宁,等. 基于出行链随机模拟的电动汽车充电需求分析[J]. 电网技术, 2015, 39(6): 1477-1484.

WEN Jianfeng, TAO Shun, XIAO Xiangning, et al. Analysis on charging demand of EV based on stochastic simulation of trip chain [J]. Power System Technology, 2015, 39(6): 1477-1484.

[8] 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.

SHAO Yinchu, 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.

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

[10] 罗雯清. 计及风光储发电和电动汽车的配电网规划[D]. 上海: 上海交通大学, 2013.

LUO Wenqing. Distribution network planning with wind turbine, photovoltaic system, storage system and electric vehicles [D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2013.

[11] 苏海峰,胡梦锦,梁志瑞. 基于时序特性含储能装置的分布式电源规划[J]. 电力自动化设备, 2016, 36(6): 56-63.

SU Haifeng, HU Mengjin, LIANG Zhirui. Distributed generation & energy storage planning based on timing characteristics [J]. Electric Power Automation Equipment, 2016, 36(6): 56-63.

- [12] 白晓清,赵瞻,鲍海波. 基于CLARA算法的考虑时序特性分布式电源规划[J]. 电力自动化设备,2016,36(5):14-22,29.
BAI Xiaoqing,ZHAO Zhan,BAO Haibo. DG planning based on CLARA algorithm with consideration of timing characteristics[J]. Electric Power Automation Equipment,2016,36(5):14-22,29.
- [13] 姜广绪,潘晶雯,田景奎. 双参数威布尔分布风况中基于 k 值分析的能量分布研究[J]. 电力建设,2015,36(3):105-108.
JIANG Guangxu,PAN Jingwen,TIAN Jingkui. Energy distribution research based on the parameter k analysis of two-parameter Weibull distribution wind conditions[J]. Electric Power Construction,2015,36(3):105-108.
- [14] KARAKI S H,CHEDID R B,RAMADAN R. Probabilistic performance assessment of autonomous solar-wind energy conversion systems[J]. IEEE Transactions on Energy Conversion,1999,14(3):766-772.
- [15] SOROUDI A,AIEN M,EHSAN M. A probabilistic modeling of photo voltaic modules and wind power generation impact on distribution networks[J]. IEEE Systems Journal,2012,6(2):254-259.
- [16] 陈晓祺,靳小龙,贾宏杰,等. 考虑电动汽车时空负荷的主动配电网重构策略[J]. 高电压技术,2017,43(3):1049-1056.
CHEN Xiaoqi,JIN Xiaolong,JIA Hongjie,et al. Reconfiguration strategy for active distribution network considering spatial-temporal electrical vehicle load model[J]. High Voltage Engineering,2017,43(3):1049-1056.
- [17] 穆云飞. 含风电场及电动汽车的电力系统安全性评估与控制研究[D]. 天津:天津大学,2012.
MU Yunfei. Research on the security evaluation and control of power system with wind farms and electric vehicles[D]. Tianjin:Tianjin University,2012.
- [18] 王明深. 含大规模电动汽车的广域源荷互动优化调控技术研究[D]. 天津:天津大学,2016.
WANG Mingshen. Research on optimal regulation for the interaction of wide area source and load with large-scale electric vehicles[D]. Tianjin:Tianjin University,2016.
- [19] 邓良辰,刘艳丽,余贻鑫,等. 考虑故障处理全过程的配电网信息物理系统可靠性评估[J]. 电力自动化设备,2017,37(12):22-29.
DENG Liangchen,LIU Yanli,YU Yixin,et al. Reliability assessment of distribution network CPS considering whole fault processing[J]. Electric Power Automation Equipment,2017,37(12):22-29.
- [20] 王秀丽,张择策,侯雨伸. 基于拟蒙特卡罗模拟法的主动配电网随机潮流计算[J]. 电力自动化设备,2017,37(3):7-12.
WANG Xiuli,ZHANG Zece,HOU Yushen. Stochastic load flow calculation based on quasi-Monte Carlo method for active distribution network[J]. Electric Power Automation Equipment,2017,37(3):7-12.

作者简介:



孙 乾

孙 乾(1996—),男,辽宁葫芦岛人,硕士研究生,主要研究方向为配电网规划及投资(E-mail:970157600@qq.com);

许 珊(1994—),女,江苏连云港人,硕士研究生,主要研究方向为配电网规划(E-mail:xushan160123@163.com);

朱妹豫(1995—),女,江苏南通人,硕士研究生,主要研究方向为配电网规划(E-mail:331940673@qq.com);

李 扬(1961—),男,江苏南京人,教授,博士研究生导师,博士,主要研究方向为电力系统运行、电力市场、需求侧管理等(E-mail:li_yang@seu.edu.cn)。

(编辑 王锦秀)

Distribution network planning considering DG timing characteristics and EV spatiotemporal characteristics

SUN Qian¹, XU Shan², ZHU Shuyu¹, LI Yang¹

(1. College of Electrical Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China;

2. State Grid Nanjing Power Supply Company, Nanjing 210012, China)

Abstract: The uncertainty of DG(Distributed Generator) output and EV(Electric Vehicle) charging brings huge challenges to distribution network planning. Firstly, the season-scene and time-division methods are used to build timing characteristic model of DG and conventional load. Secondly, the Monte Carlo method and traffic origin-destination analysis method are adopted to build a spatial-temporal distribution model of EV charging load. Finally, based on the DG output, different types of the conventional load and EV charging load of distribution network at each point and each time obtained by the two models, a chance-constrained planning model of distribution network with DG and EV is built considering timing characteristics, which takes the maximum annual profit of distribution network operator as its objective function, and fully considers the factors of network construction and replacement and locating and sizing of DG and so on. The DCGA-MCS(Monte Carlo Simulation-embedded Double-population Co-evolution Genetic Algorithm) is adopted to solve the model. A distribution network is taken as an example, and the rationality and validity of the proposed model and algorithm are verified.

Key words: distributed generator; electric vehicles; distribution network; timing characteristics; power grid planning

附录 A:

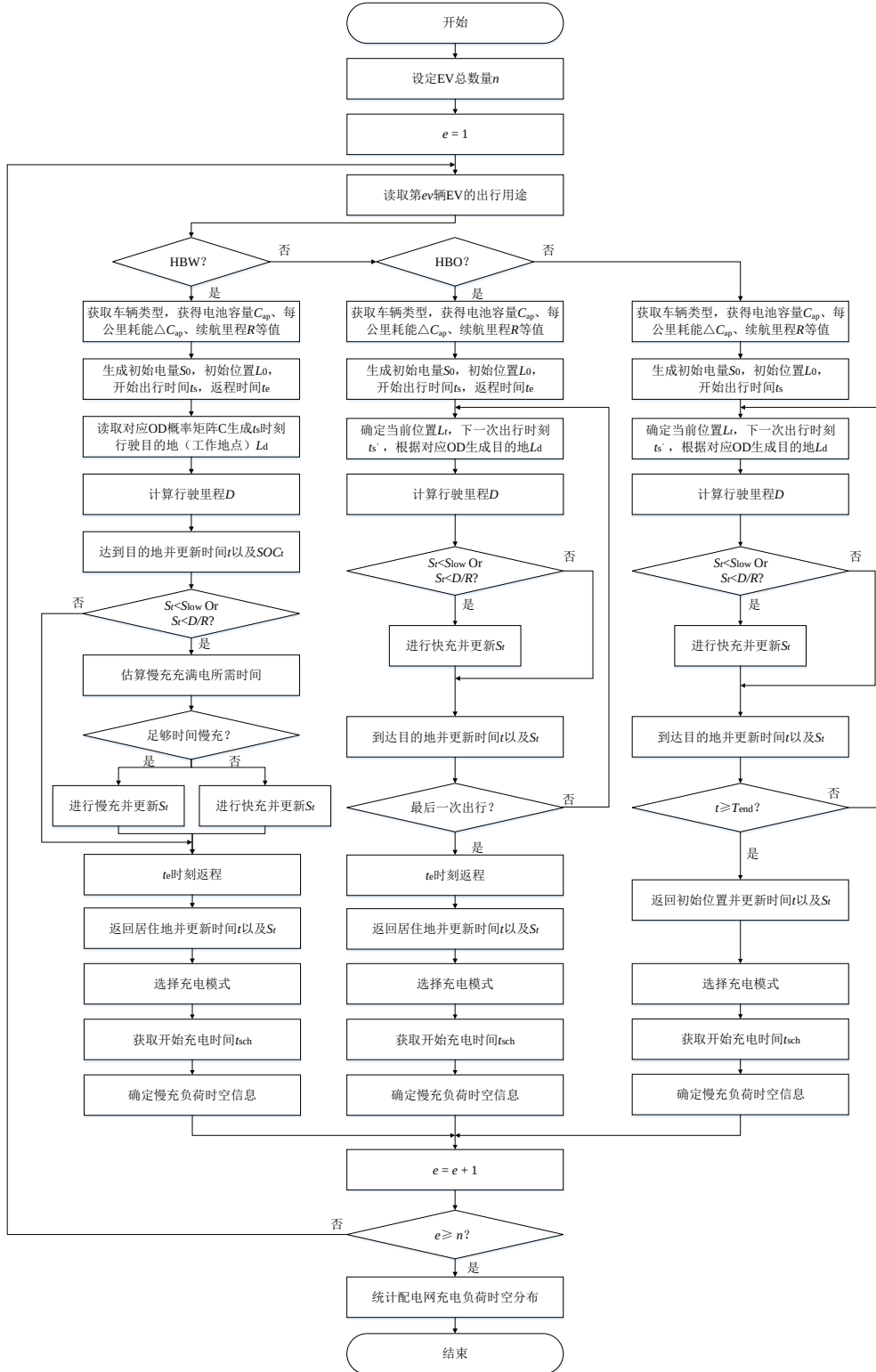


图 A1 EV 充电负荷计算流程
Fig.A1 Flowchart of EV charging load calculation

附录 B:

表 B1 新增负荷节点参数
Table B1 Parameters of new-added nodes

节点编号	P/MW	Q/Mvar	负荷类型
34	0.180	0.120	居民
35	0.150	0.090	居民
36	0.090	0.015	居民
37	0.090	0.030	居民

表 B2 待替换线路参数
Table B2 Parameters of lines to be replaced

线路 编号	端点 1	端点 2	线型 1		线型 2		线型 3	
			阻抗/ Ω	容量/A	阻抗/ Ω	容量/A	阻抗/ Ω	容量/A
1	1	2	0.071 7+j0.108 9	450	0.058 1+j0.124 6	515	0.045 1+j0.121 9	610
2	2	3	0.383 4+j0.582 5	450	0.310 4+j0.666 5	515	0.241 0+j0.651 8	610
3	3	4	0.268 4+j0.271 6	330	0.219 6+j0.265 1	380	0.170 8+j0.259 4	450
4	4	5	0.279 5+j0.282 9	330	0.228 7+j0.276 1	380	0.177 8+j0.270 2	450
5	5	6	0.600 6+j0.607 9	330	0.491 4+j0.593 3	380	0.382 2+j0.580 6	450

表 B3 待替换线路参数
Table B3 Parameters of lines to be replaced

线路编号	端点 1	端点 2	线型 1	
			阻抗/ Ω	容量/A
33	34	7	0.615 0+j0.334 0	220
34	34	25	0.345 0+j0.187 4	220
35	34	26	0.388 1+j0.210 8	220
36	34	35	0.125 4+j0.068 1	220
37	35	8	0.414 2+j0.224 9	220
38	35	28	0.313 1+j0.170 1	220
39	35	36	0.217 3+j0.118 0	220
40	36	26	0.451 9+j0.245 4	220
41	36	37	0.542 1+j0.294 4	220
42	37	23	0.570 7+j0.309 9	220

附录 C:

表 C1 50%渗透率下不同充电模式的规划方案

Table C1 Planning schemes of different charging modes under 50% permeability

方案		无序模式	智能模式
网架替换	支路 1	线型 3	线型 2
	支路 2	线型 3	线型 2
	支路 3	线型 3	线型 1
	支路 4	线型 3	线型 0
	支路 5	线型 3	线型 0
网架新建	支路 33	23-37	23-37
	支路 34	34-35	34-35
	支路 35	35-36	35-36
	支路 36	36-37	36-37
DG	节点 14	600 kW	500 kW
	DWG 节点 17	400 kW	200 kW
	节点 32	300 kW	600 kW
	节点 33	700 kW	800 kW
选址定容	节点 8	100 kW	
	PV 节点 18	100 kW	
	节点 30		
	节点 31		100 kW