

DOI:10.12158/j.2096-3203.2021.06.008

基于协同进化的光伏电站与电动汽车充电站联合规划

姜柯柯, 张新松, 徐杨杨, 陆胜男, 朱建锋

(南通大学电气工程学院, 江苏 南通 226019)

摘要:现有规划方法未充分考虑分布式光伏电站(DPVG)出力与电动汽车充电站(EVCS)充电负荷的随机特性,针对该问题,文中首先基于场景概率法进行概率潮流分析,并建立基于机会约束的DPVG-EVCS联合规划模型,在确保配电系统运行工况满足机会约束的前提下,优化DPVG与EVCS的建设位置与容量,降低配电系统网损。然后,采用基于遗传算法(GA)的协同进化算法(CA)求解DPVG-EVCS联合规划模型,将待求优化问题分解为EVCS规划子问题与DPVG规划子问题,采用GA进行求解,并通过生态系统协同2个GA种群进化,直至获得待求优化问题的最优解。最后,搭建IEEE 33节点配电系统进行仿真,结果表明文中所提模型可获得合理的规划方案,且CA求解效率高,可显著提升规划人员工作效率。

关键词:分布式光伏电站(DPVG);电动汽车充电站(EVCS);机会约束;概率潮流;联合规划;协同进化算法(CA)

中图分类号:TM73;U469.72

文献标志码:A

文章编号:2096-3203(2021)06-0062-07

0 引言

电动汽车充电站(electric vehicle charging station, EVCS)是支撑电动汽车(electric vehicle, EV)发展的重要基础设施^[1-5],随着EV的日益普及,亟需进行充电网络优化规划,减少EVCS大规模接入对配电网的不利影响。在EVCS大规模接入配电网的同时,分布式光伏电站(distributed photovoltaic generation, DPVG)在配电网中的渗透率日益提升,对配电网运行的影响日益显著^[6-9]。作为配电网源、荷两侧同时出现的新型元件,DPVG与EVCS将共同影响配电网运行,因此,进行DPVG-EVCS联合规划研究具有重要意义。

现有研究中,文献[10]提出基于电压稳定指标的充电网络规划模型,并采用自适应粒子群算法进行求解。文献[11]根据潮流越限和电压偏移指标衡量配电网运行风险,并提出基于该指标的充电网络规划方法。文献[12—13]分别建立以总建设成本、年费用最小为优化目标的充电网络规划模型,并利用遗传算法(genetic algorithm, GA)进行求解。文献[14]提出考虑交通网、电网耦合特性的DPVG-EVCS联合规划模型。文献[15]建立用于DPVG-EVCS联合规划的二阶锥模型,并采用通用代数建模系统(general algebraic modeling system, GAMS)进行求解。文献[16]提出考虑投资成本、网损成本与环境成本的DPVG-EVCS多目标联合规划模型,并采用非支配排序GA进行求解。文献[17]提出综合

考虑交通满意度、系统网损与投资的DPVG-EVCS联合规划模型,并采用蝙蝠算法进行求解。

上述文献均未充分考虑EVCS充电负荷与DPVG出力的随机特性,具有一定的局限性。针对该问题,文中提出同时考虑DPVG出力与EVCS充电负荷随机特性的DPVG-EVCS联合规划模型,其中,节点电压偏移约束与支路潮流约束均建模为机会约束。为提高求解效率,采用基于GA的协同进化算法(co-evolutionary algorithm, CA)^[18-19]求解DPVG-EVCS联合规划模型。基于IEEE 33节点配电系统的仿真分析表明,采用CA求解文中所提模型时效率更高,可显著提高规划人员工作效率。

1 基于机会约束的DPVG-EVCS联合规划模型

DPVG和EVCS共同接入后,配电系统运行工况具有随机特性。为合理规划,文中建立基于机会约束的DPVG-EVCS联合规划模型,将节点电压偏移约束与支路潮流约束建模为机会约束^[20-21]。

1.1 优化目标

DPVG-EVCS联合规划模型的优化目标为配电网规划典型日内的网损电量期望 F_s 最小,即:

$$\min F_s = \frac{24}{T_d} \sum_{t=1}^{T_d} \sum_{k \in \Omega_c} E(\Delta P_{k,t}) \quad (1)$$

式中: $\Delta P_{k,t}$ 为配电线路 k 在潮流分析时段 t 的损耗功率, $\Delta P_{k,t}$ 为随机变量,其概率分布特性与DPVG、EVCS的规划方案相关,可由概率潮流分析得出; $E(\cdot)$ 为期望函数; T_d 为典型日内的潮流分析时段数; Ω_c 为配电线路集合。

收稿日期:2021-05-19;修回日期:2021-08-09

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51877112)

1.2 模型约束

(1) EVCS 建设数目约束。

$$\sum_{i=1}^{N_{ev}} x_i = N_1 \quad (2)$$

式中: N_1 为待建 EVCS 数量,由规划人员根据规划区域内的 EV 总数与市政规划等因素综合考虑确定; x_i 为是否在候选地址 i 建设 EVCS 的 0-1 变量,1 表示是,0 表示否; N_{ev} 为 EVCS 候选地址总数,为规划区域内可接入 EVCS 的配电节点数。

(2) DPVG 建设数目约束。

$$\sum_{j=1}^{N_{pv}} y_j = N_2 \quad (3)$$

式中: N_2 为待建 DPVG 数量; y_j 为是否在候选地址 j 建设 DPVG 的 0-1 变量,1 表示是,0 表示否; N_{pv} 为 DPVG 候选地址总数,为规划区域内可接入 DPVG 的配电节点数。

(3) EVCS 建设容量约束。

$$\sum_{i=1}^{N_{ev}} (x_i z_i) = C_{ev} \quad (4)$$

式中: z_i 为建于候选地址 i 的 EVCS 容量,规划中按容量不同将待建 EVCS 分为 Q_{ev} 类,此时, z_i 有 Q_{ev} 种不同取值,即 z_i 为 DPVG-EVCS 联合规划模型中的离散优化变量; C_{ev} 为规划中所有 EVCS 的总建设容量,由待规划区域内 EVCS 建设成本、EV 数目、EVCS 建设投资总额等因素共同确定。

(4) DPVG 建设容量约束。

$$\sum_{j=1}^{N_{pv}} (y_j w_j) = C_{pv} \quad (5)$$

式中: w_j 为建于候选地址 j 的 DPVG 容量,与 EVCS 类似,文中按容量不同将待建 DPVG 分为 Q_{pv} 类,此时, w_j 有 Q_{pv} 种不同取值,即 w_j 为 DPVG-EVCS 联合规划模型中的离散优化变量; C_{pv} 为规划中所有 DPVG 的总建设容量,由待规划区域内 DPVG 建设成本和 DPVG 建设拟投资总额等因素共同确定。

(5) 节点电压偏移机会约束。

$$P_r\left(\frac{U_l - U_N}{U_N} \times 100\% > \alpha\right) \leq \beta_1 \quad l \in \Omega_b \quad (6)$$

式中: $P_r(\cdot)$ 为事件发生概率; U_N 为配电系统额定电压; U_l 为节点 l 电压, U_l 为随机变量,其概率分布特性由概率潮流分析得出; Ω_b 为配电节点索引集合; α 为节点电压幅值允许偏移百分数的上限; β_1 为节点电压幅值越限的置信度。

(6) 线路潮流越限机会约束。

$$P_r(I_k > I_{k,\max}) \leq \beta_2 \quad k \in \Omega_c \quad (7)$$

式中: I_k 为配电线路 k 的负荷电流, I_k 为随机变量,其

概率分布特性由概率潮流分析得出; $I_{k,\max}$ 为配电线路上 k 的最大允许电流; β_2 为潮流越限置信度。

2 配电系统概率潮流分析

EVCS 和 DPVG 接入后,配电系统运行工况呈现明显的随机性。因此,DPVG-EVCS 联合规划中,需要对配电系统进行概率潮流分析,并以此为依据进行规划方案比选。文中采用场景概率法进行配电系统概率潮流分析。

2.1 EVCS 充电负荷概率场景集构建

目前,EVCS 充电负荷实测数据不足,无法以此为基础构建 EVCS 充电负荷概率场景集。因此,文中采用蒙特卡洛模拟(Monte Carlo simulation, MCS)技术对 EVCS 日充电负荷进行模拟,生成日充电负荷曲线集。模拟中考虑电动汽车起始充电时的荷电状态、充电起始时间、充电持续时间、充电功率等多个随机因素,具体流程参见文献[22]。而后,采用 K-means 聚类法对模拟后的充电负荷曲线集进行聚类,形成 EVCS 充电负荷概率场景集。

2.2 DPVG 出力概率场景集构建

目前,已有大量 DPVG 并网发电,且大多配有数据采集与监视控制(supervisory control and data acquisition, SCADA)系统。因此,可采用 K-means 聚类法对 SCADA 系统提供的 DPVG 历史出力数据进行聚类,构建 DPVG 出力概率场景集。

2.3 配电系统概率场景潮流计算

EVCS 充电负荷和 DPVG 出力的随机性是配电系统概率潮流计算需要考虑的 2 个随机因素。因此,可基于 EVCS 充电负荷概率场景集和 DPVG 出力概率场景集生成潮流分析概率场景集。在此过程中,假定 EVCS 充电负荷的随机变化和 DPVG 出力的随机波动互相独立。潮流分析概率场景集构建方法可参见文献[22],此处不再赘述。

基于潮流分析概率场景集,采用近似前推回代法实现全部场景下的潮流计算。而后,以场景概率为权重汇总所有场景下的潮流计算结果,最终得出配电系统典型日内的概率潮流。

3 模型求解

3.1 协同进化算法(CA)

作为模拟生态系统进化机制的优化算法,CA 将待求复杂优化问题建模为多种群构成的生态系统,通过多种群协同进化获得待求优化问题的最优解。文中利用 CA 求解 DPVG-EVCS 联合规划模型时,将其解耦为 2 个相对独立的子优化问题,即

EVCS 规划子问题和 DPVG 规划子问题,2 个子优化问题均采用 GA 独立进化,并由 2 个 GA 种群代表组成的生态系统协作实现模型求解,求解框架见图 1。

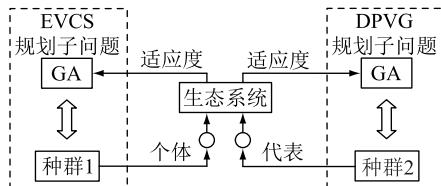


图 1 基于 CA 的 DPVG-EVCS 联合规划模型求解框架

Fig.1 Solution framework of CA-based DPVG-EVCS joint programming model

图 1 中,种群 1、2 分别为利用 GA 求解 EVCS 和 DPVG 规划子问题时的算法种群。对图 1 中的任一种群进行进化时,从另一种群中挑选优秀染色体作为代表放入生态系统,并将待进化种群中所有染色体放入生态系统进行评价,获取适应度。而后,基于适应度,对进化种群进行遗传操作,更新种群,并将当前种群中的最优染色体放入生态系统,供另一个种群进化使用。

3.2 染色体编码

种群 1 中的每条染色体对应 EVCS 规划子问题的 1 个可行解,包含 N_{ev} 个码位,如图 2(a)所示。图 2(a)中,第 i 个码位取值为 0 表示不在候选地址 i 建设 EVCS($i=1,2,\dots,N_{ev}$);取值为 q 表示在候选地址 i 建设第 q 类 EVCS($q=1,2,\dots,Q_{ev}$),对应的建设容量为 $C_{ev,q}$ 。

与种群 1 类似,种群 2 中的每条染色体对应 DPVG 规划子问题的一个可行解,包含 N_{pv} 个码位,如图 2(b)所示。图 2(b)中,第 j 个码位取值为 0 表示不在候选地址 j 建设 DPVG($j=1,2,\dots,N_{pv}$);取值为 p 表示在候选地址 j 建设第 p 类 DPVG($p=1,2,\dots,Q_{pv}$),对应的建设容量为 $C_{pv,p}$ 。

1	2		...		N_{ev}						
0	q	0	1	0	...	2	0	...	0	q	...

(a) EVCS 规划子问题的染色体编码

1	2		...		N_{pv}						
0	p	0	1	0	...	2	0	...	0	p	...

(b) DPVG 规划子问题的染色体编码

图 2 染色体编码示意

Fig.2 Schematic diagram of chromosome coding

3.3 适应度求解

以种群 1 为例,阐述染色体适应度求取方法。首先,对种群 1 中的待评价染色体和生态系统中表示 DPVG 建设方案的染色体进行解码,确定 N_1 个 EVCS 与 N_2 个 DPVG 的建设位置和建设容量,EVCS 总建设容量为 C_{t-ev} ,DPVG 总建设容量为

C_{t-pv} 。而后,进行概率潮流分析,确定配电系统规划典型日内的网损电量期望 F_s 、各节点电压幅值与各线路潮流的概率分布特性。采用罚函数法分别处理式(4)一式(7)的约束,计算种群中各染色体的适应度 V_{fit} 。

$$V_{fit} = \frac{F_{max}}{F_s} - \eta_1 V_{p1} - \eta_2 V_{p2} - \eta_3 V_{p3} - \eta_4 V_{p4} \quad (8)$$

式中: F_{max}, F_s 同量纲; V_{fit} 非负; $\eta_1, \eta_2, \eta_3, \eta_4$ 为罚系数; $V_{p1}, V_{p2}, V_{p3}, V_{p4}$ 分别为式(4)一式(7)约束的违背程度。

$$V_{p1} = |C_{ev} - C_{t-ev}| \quad (9)$$

$$V_{p2} = |C_{pv} - C_{t-pv}| \quad (10)$$

$$V_{p3} = \sum_{l \in \Omega_b} \max\left(P_r\left(\frac{|U_l - U_N|}{U_N} \times 100\% > \alpha\right) - \beta_1, 0\right) \quad (11)$$

$$V_{p4} = \sum_{k \in \Omega_c} \max(P_r(I_k > I_{k,max}) - \beta_2, 0) \quad (12)$$

3.4 遗传操作与生态系统更新

基于适应度评价结果,对生态系统进行更新,并借助遗传操作对种群 1、2 进行进化。以种群 1 为例,详细阐述生态系统更新方法和用于该种群进化的遗传操作。

3.4.1 生态系统更新

根据适应度计算结果,从种群 1 中挑选最优染色体作为种群代表放入生态系统,更新生态系统。

3.4.2 选择操作

对 GA 来说,常用的选择操作方法有“锦标赛”法和“轮盘赌”法,文中采用“轮盘赌”法进行选择操作,以适应度为依据,择优选择个体。

3.4.3 交叉操作

为确保交叉后的染色体满足式(2)的 EVCS 建设数目约束,文中对传统交叉操作算子进行改进。

步骤 1: 在种群 1 中选取 2 条染色体作为待交叉染色体。

步骤 2: 随机生成待选交叉位,直至找到可行交叉位 N_{cross} 。若 2 条待交叉染色体待选交叉位后取值非 0 的码位数目相等,则该待选交叉位为 N_{cross} 。

步骤 3: 针对 2 条待交叉染色体,以交叉概率 P_c 交换 N_{cross} 后的码串,如图 3 所示。

3.4.4 变异操作

为确保变异后的染色体满足式(2)的 EVCS 建设数目约束,文中同样对变异操作算子进行改进。

步骤 1: 在种群 1 中选取 1 条染色体作为待变异染色体。

步骤 2: 随机生成 2 个待变异码位 N_{mu1}, N_{mu2} , 并

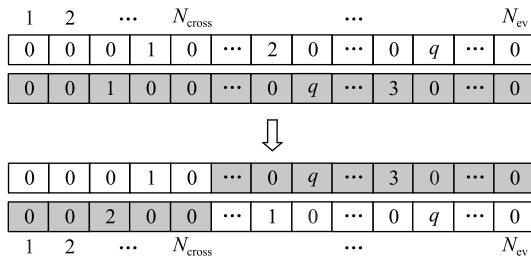


图 3 种群 1 交叉操作示意

Fig.3 Schematic diagram of cross operator for population 1

确保 2 个待变异码位不能同时取 0 且不能同时取非 0 整数。

步骤 3: 以变异概率 P_m 同时对 N_{mu1}, N_{mu2} 进行变异操作。变异时, 取值非 0 的码位变异为 0, 取值为 0 的码位变异为不大于 Q_{ev} 的随机整数, 见图 4。

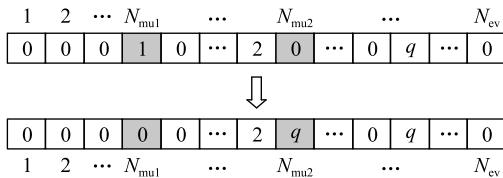


图 4 种群 1 变异操作示意

Fig.4 Schematic diagram of mutation operator for population 1

3.5 算法流程

基于 CA 的 DPVG-EVCS 联合规划模型求解流程如图 5 所示。

4 算例分析

4.1 算例介绍

文中基于 IEEE 33 节点配电系统进行 DPVG-EVCS 联合规划仿真实验。配电线路阻抗参数和配电节点基准有功、无功负荷参见文献[23]。为便于分析, 算例假定规划典型日内各配电节点标幺化后的有功负荷曲线一致, 见图 6。工程实际中, 各配电节点标幺化后的有功负荷曲线并不一致, 计算时需替换成典型日内的实际负荷数据。此外, 算例假定规划典型日内各节点负荷的功率因数恒定不变。各配电线路最大允许电流为算例系统基准负荷下的负荷电流上浮 10%, 具体参见文献[24], 此处不再赘述。

算例中, 按容量不同, 将待建 EVCS 分为 6 类, 即 $Q_{ev}=6$, 容量分别为 0.4 MW, 0.8 MW, 1.2 MW, 1.6 MW, 2 MW, 2.4 MW。规划区域内, 为满足 EV 充电需求, EVCS 建设的 N_1 为 4, C_{ev} 为 8 MW。按容量不同, 同样将待建 DPVG 分为 6 类, 即 $Q_{pv}=6$, 容量分别为 0.5 MW, 1 MW, 1.5 MW, 2 MW, 2.5 MW, 3

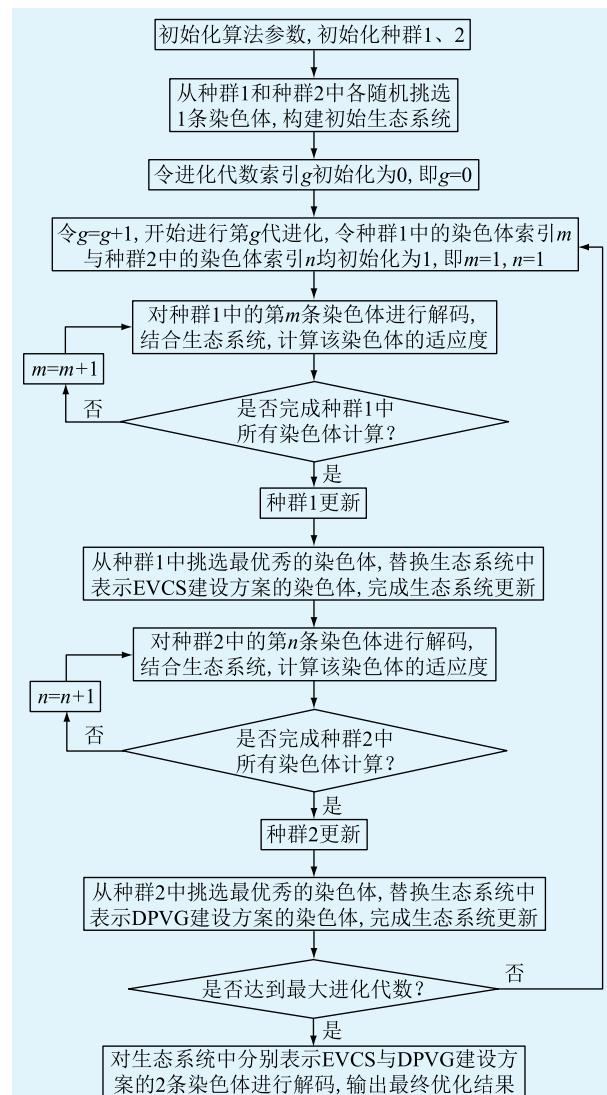


图 5 基于 CA 的 DPVG-EVCS 联合规划模型求解流程

Fig.5 Solution flow of CA-based DPVG-EVCS joint programming model

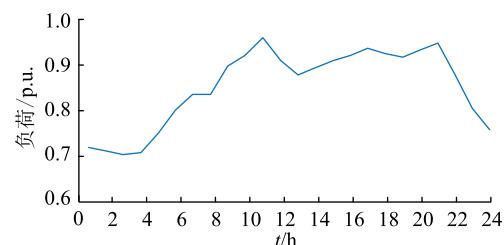


图 6 典型日有功负荷曲线

Fig.6 Typical daily active power curve

MW。规划区域内, DPVG 建设的 N_2 为 4, C_{pv} 为 5 MW。 α 为 10%; β_1, β_2 均为 0.05。

4.2 充电负荷与光伏出力概率场景集

概率潮流计算中, 分别利用 EVCS 充电负荷概率场景集和 DPVG 出力概率场景集描述 EVCS 充电负荷和 DPVG 出力的随机特性^[22], 并形成潮流分析概率场景集。EVCS 充电负荷概率场景集和 DPVG

出力概率场景集如图 7 所示。

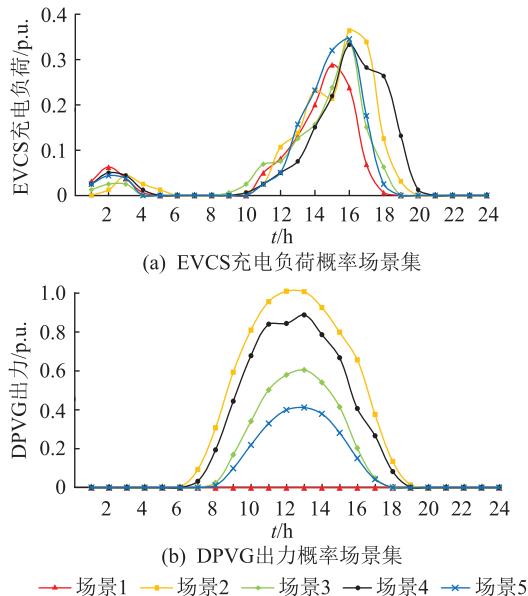


图 7 EVCS 充电负荷和 DPVG 出力概率场景集

Fig.7 Probability scenario set of EVCS charging load and DPVG output

5 个 EVCS 充电负荷场景对应的概率分别为 22.8%, 19.5%, 20.4%, 16.4%, 20.9%。采用 K-means 方法对 MCS 所得 EVCS 充电负荷场景集进行聚类, 聚类数设为 5, 得到 5 个 EVCS 充电负荷场景, 见图 7(a)。K-means 方法能按设置的聚类参数识别复杂数据间的相关性, 并对待分类数据进行分类, 因此, 图 7(a)中的 5 个场景可覆盖 EVCS 常见的负荷曲线。DPVG 出力概率场景集同样由 5 个场景构成, 对应的概率分别为 25.7%, 15.1%, 20.3%, 18.9%, 20%。5 个 DPVG 出力场景由 K-means 方法聚类获得, 可覆盖 DPVG 常见的出力曲线, 见图 7(b)。

4.3 算法性能分析

利用 CA 求解 DPVG-EVCS 联合规划模型时, 种群 1、2 的染色体规模均设为 20。遗传操作中 P_c 为 0.2, P_m 为 0.08, 最大进化代数 g_{\max} 为 200。式(8)中, F_{\max} 为 4 000; $\eta_1, \eta_2, \eta_3, \eta_4$ 分别为 0.5, 0.4, 0.04, 0.7。

利用 CA 求解 DPVG-EVCS 联合规划模型时, V_{fit} 如图 8 中红色曲线所示。为体现 CA 的优越性, 文中同时利用 GA 求解 DPVG-EVCS 联合规划模型, 染色体包含 $N_{ev}+N_{pv}$ 个码位, 对应 EVCS 和 DPVG 的整体规划方案, 前 N_{ev} 个码位表示 EVCS 的规划方案, 后 N_{pv} 个码位表示 DPVG 的规划方案, 分别如图 2(a)、图 2(b)所示, 此处不再赘述。利用 GA 求解 DPVG-EVCS 联合规划模型时, V_{fit} 如图 8 中蓝色曲线所示。

由图 8 可知, DPVG-EVCS 协同规划模型分解为

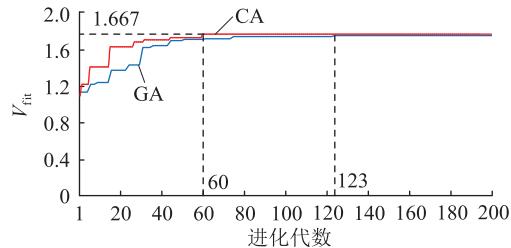


图 8 V_{fit} 与进化代数的关系

Fig.8 Relationship between V_{fit} and evolutionary generation

2 个相对独立的子优化问题并行求解时, CA 求解性能显著优于 GA。由图 8 中红色曲线可知, 仅进化 60 代, CA 即可收敛于 DPVG-EVCS 联合规划模型的最优解, 对应的 V_{fit} 为 1.667。由图 8 中蓝色曲线可知, GA 需进化 123 代才可收敛于同样的解。从收敛过程看, CA 能快速收敛于最优解。而 GA 虽在第 76 代已逼近最优解, 却在第 123 代才收敛于最优解, 收敛性能欠佳。由以上分析可知, CA 与 GA 用于求解 DPVG-EVCS 联合规划模型时, 虽可获得同样质量的解, 但 CA 的收敛速度更快, 求解性能更好。

利用 GA 与 CA 分别对算例进行求解, 计算时间分别为 210 s, 100 s, 即利用 CA 求解该算例, 可节约 52.38% 的计算时间。因此, 在进行大规模实际系统规划时, CA 收敛速度快的优势尤为明显, 可显著节约规划人员时间, 提高工作效率。

4.4 规划结果分析

CA 初始生态系统对应的 DPVG-EVCS 联合规划方案和 CA 优化后的最优规划方案如图 9 所示。由图 9 可知, 与初始生态系统对应的 DPVG-EVCS 联合规划方案相比, 最优 DPVG-EVCS 联合规划方案中, EVCS 与 DPVG 的建设位置和容量均发生了显著变化。4 座 EVCS 分别建在配电节点 1, 3, 11, 24 处, 建设容量分别为 2 MW, 2.4 MW, 1.6 MW, 2 MW。4 座 DPVG 分别建在配电节点 5, 19, 26, 32 处, 建设容量分别为 2 MW, 1 MW, 1 MW, 1 MW。与此同时, 典型日网损期望由初始生态系统对应规划方案的 3 034 kW·h 下降为最优规划方案对应的 2 400 kW·h, 降幅为 20.9%。

EVCS 与 DPVG 大规模接入会显著增加配电系统运行工况的随机特性, 即各配电线路电流和节点电压幅值均为随机变量。文中以靠近光伏接入点的节点 6 与配电线路 5—6 为例, 分析最优 DPVG-EVCS 规划方案对应的配电系统潮流分布。配电线路 5—6 的负荷电流在典型日内的累积概率分布见图 10。配电节点 6 的电压幅值在典型日内的累积概率分布见图 11。

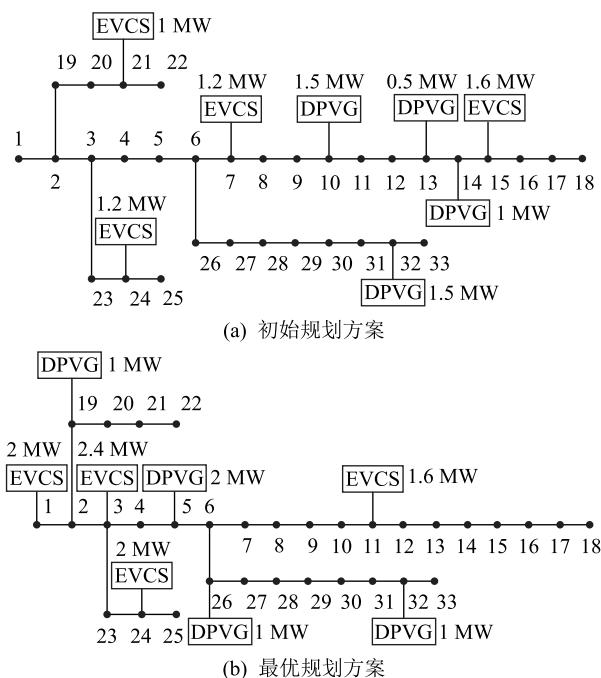


图 9 DPVG-EVCS 规划方案

Fig.9 Planning scheme of DPVG-EVCS

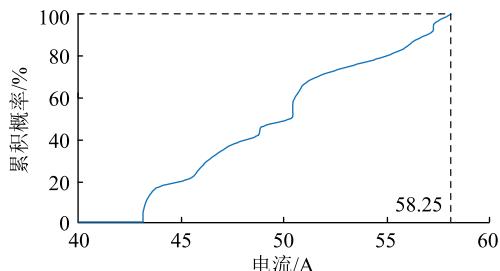


图 10 线路 5—6 负荷电流的累积概率分布

Fig.10 Cumulative probability distribution of the load current in line 5-6

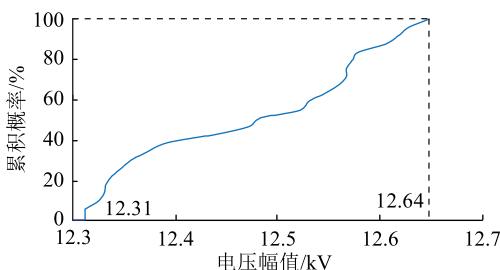


图 11 节点 6 电压幅值的累积概率分布

Fig.11 Cumulative probability distribution of voltage amplitude at bus 6

由图 10 可知,该线路最大负荷电流为 58.25 A,未超过其最大允许电流 60.82 A。与配电线路 5—6 一样,其他线路在典型日内均未出现潮流越限。由图 11 可知,该节点电压幅值的最大、最小值分别为 12.64 kV,12.31 kV,均在允许范围内。与节点 6 一样,其他节点在典型日内均未出现电压幅值越限。

综上,文中所提 DPVG-EVCS 联合规划模型可

确保配电系统运行工况合理以及配电系统运行成本最小化。

5 结论

在同时考虑 DPVG 出力与 EVCS 充电负荷随机特性的基础上,文中提出了基于机会约束的 DPVG-EVCS 联合规划模型,并采用 CA 进行求解,具体结论如下:(1) 基于 IEEE 33 节点配电系统的仿真实验表明,文中所提 DPVG-EVCS 联合规划模型可给出满足配电系统运行工况的最优规划结果,为配电网中的 EVCS 和 DPVG 建设提供理论参考。(2) 文中所提 DPVG-EVCS 联合规划模型是大规模优化问题,优化变量多,约束强。文中将其解耦为 2 个相对独立的子优化问题,并采用 CA 进行求解,显著提高了求解效率。

参考文献:

- [1] 王建明,潘志新,李春,等. 配电网电动汽车接纳能力分析 [J]. 供用电,2019,36(5):42-47.
WANG Jianming, PAN Zhixin, LI Chun, et al. Distribution network electric vehicle hosting capability assessment [J]. Distribution & Utilization, 2019, 36(5): 42-47.
- [2] ZHANG J, LIU C, YUAN R M, et al. Design scheme for fast charging station for electric vehicles with distributed photovoltaic power generation [J]. Global Energy Interconnection, 2019, 2(2): 150-159.
- [3] FANG C, ZHAO X J, XU Q, et al. Aggregator-based demand response mechanism for electric vehicles participating in peak regulation in valley time of receiving-end power grid[J]. Global Energy Interconnection, 2020, 3(5): 453-463.
- [4] 倪凯旋. 基于分布式博弈的电动汽车充电站最优调度方法 [J]. 供用电,2020,37(2):79-84.
NI Kaixuan. Optimal scheduling of electric vehicle charging station based on distributed game [J]. Distribution & Utilization, 2020, 37(2): 79-84.
- [5] HUANG Q L. Insights for global energy interconnection from China renewable energy development[J]. Global Energy Interconnection, 2020, 3(1): 1-11.
- [6] TAN Q K, WU P, TANG W, et al. Benefit allocation model of distributed photovoltaic power generation vehicle shed and energy storage charging pile based on integrated weighting-Shapley method[J]. Global Energy Interconnection, 2020, 3(4): 375-384.
- [7] 孙安国,吴俊勇,戴伟,等. 基于配电物联网的跨台区光伏消纳研究[J]. 供用电,2020,37(4):33-38.
SUN Anguo, WU Junyong, DAI Wei, et al. Research on photovoltaic consumption across multiple stations based on distribution Internet of Things[J]. Distribution & Utilization, 2020, 37 (4):33-38.
- [8] BELAY KEBEDE A, BIRU WORKU G. Comprehensive review and performance evaluation of maximum power point tracking

- algorithms for photovoltaic system [J]. Global Energy Interconnection, 2020, 3(4): 398-412.
- [9] WANG S Y, ZHANG Y P, ZHANG C, et al. Improved artificial neural network method for predicting photovoltaic output performance [J]. Global Energy Interconnection, 2020, 3(6): 553-561.
- [10] 程彬,许林峰,孙伟斌,等. 基于电压稳定性的电动汽车充电站最优规划 [J]. 电力科学与技术学报, 2020, 35(4): 3-12.
- CHENG Shan, XU Linfeng, SUN Weibin, et al. Optimal planning of charging stations for electric vehicles based on voltage stability of distribution system [J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2020, 35(4): 3-12.
- [11] 张永明,姚志力,李菁,等. 基于配电网概率潮流计算的电动汽车充电站规划策略 [J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(22): 9-16.
- ZHANG Yongming, YAO Zhili, LI Jing, et al. Electric vehicle charging station planning strategy based on probabilistic power flow calculation of distribution network [J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(22): 9-16.
- [12] 孙元,丁茂生,柳劲松,等. 电动汽车充电设施分层递进式定址定容最优规划 [J]. 电测与仪表, 2014, 51(11): 114-119.
- SUN Yuan, DING Maosheng, LIU Jinsong, et al. Optimal planning of the capacity and site of EV charging facilities by the analytical hierarchy process [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2014, 51(11): 114-119.
- [13] 李菱,李燕青,姚玉海,等. 基于遗传算法的电动汽车充电站的布局规划 [J]. 华东电力, 2011, 39(6): 1004-1006.
- LI Ling, LI Yanqing, YAO Yuhai, et al. Layout planning of electric vehicle charging stations based on genetic algorithm [J]. East China Electric Power, 2011, 39(6): 1004-1006.
- [14] ZHANG H C, MOURA S J, HU Z C, et al. Joint PEV charging network and distributed PV generation planning based on accelerated generalized benders decomposition [J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2018, 4(3): 789-803.
- [15] ERDINC O, TASICKARAOGLU A, PATERAKIS N G, et al. Comprehensive optimization model for sizing and siting of DG units, EV charging stations, and energy storage systems [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2018, 9(4): 3871-3882.
- [16] 耿晓娜,刘伟东,范振亚. 光伏电源与电动汽车充电站在配电网中的选址定容 [J]. 陕西电力, 2015, 43(10): 24-29.
- GENG Xiaona, LIU Weidong, FAN Zhenya. Locating and sizing of photovoltaic power and electric vehicle charging stations in distribution network [J]. Shaanxi Electric Power, 2015, 43(10): 24-29.
- [17] 裴文杰,汪沨,谭阳红,等. 含光伏分布式电源配电网的电动汽车充电站机会约束规划 [J]. 电力系统及其自动化学报, 2017, 29(6): 45-52.
- PEI Wenjie, WANG Feng, TAN Yanghong, et al. Chance-constrained programming for electric vehicle charging stations in distribution network containing photovoltaic distributed generations [J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2017, 29(6): 45-52.
- [18] 王凌,沈婧楠,王圣尧,等. 协同进化算法研究进展 [J]. 控制与决策, 2015, 30(2): 193-202.
- WANG Ling, SHEN Jingnan, WANG Shengyao, et al. Advances in co-evolutionary algorithms [J]. Control and Decision, 2015, 30(2): 193-202.
- [19] 魏士伟,邓维. 基于多精英协同进化遗传算法的云资源调度 [J]. 计算机应用与软件, 2021, 38(5): 274-280.
- WEI Shiwei, DENG Wei. Cloud resource scheduling based on multi-elite coevolutionary genetic algorithm [J]. Computer Applications and Software, 2021, 38(5): 274-280.
- [20] 管永丽. 基于概率潮流的机会约束规划方法及求解 [J]. 电工电气, 2016(1): 17-20.
- GUAN Yongli. Chance-constrained programming methods based on probabilistic load flow [J]. Electrotechnics Electric, 2016(1): 17-20.
- [21] 孙玲玲,赵美超,王宁,等. 基于电压偏差机会约束的分布式光伏发电准入容量研究 [J]. 电工技术学报, 2018, 33(7): 1560-1569.
- SUN Lingling, ZHAO Meichao, WANG Ning, et al. Research of permitted capacity of distributed photovoltaic generation based on voltage deviation chance constrained [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2018, 33(7): 1560-1569.
- [22] 钱科军,刘乙,张新松,等. 考虑电动汽车充电负荷的配电网场景概率潮流分析 [J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(24): 62-70.
- QIAN Kejun, LIU Yi, ZHANG Xinsong, et al. Scenario-based probabilistic power flow calculation of distribution systems with electric vehicle charging loads [J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(24): 62-70.
- [23] 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.
- [24] 徐杨杨,张新松,陆胜男,等. 多重随机特性下的电动汽车充电网络机会约束规划 [J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(6): 30-39.
- XU Yangyang, ZHANG Xinsong, LU Shengnan, et al. Chance constrained optimization of an electric vehicle charging network with multiple stochastic characteristics [J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(6): 30-39.

作者简介：



姜柯柯

姜柯柯(1996),男,硕士在读,研究方向为电动汽车充电网络规划(E-mail: 749860223@qq.com);

张新松(1980),男,博士,教授,研究方向为可再生能源发电技术、电动汽车充电网络规划;

徐杨杨(1995),男,硕士在读,研究方向为新能源发电技术与电动汽车充放电技术。

(下转第 94 页)

Wind power output scenario generation method based on Copula function and equal probability inverse transformation

TANG Jin¹, ZHANG Shuyi², WU Qiuwei³, CHEN Jian², LI Wenbo¹, ZHOU Qian¹, PAN Bo⁴

(1. State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd. Research Institute, Nanjing 211103, China;

2. School of Electrical Engineering, Shandong University, Jinan 250061, China;

3. Department of Electrical Engineering, Technical University of Denmark, Lyngby 2800, Denmark;

4. Jiaxing Guodian Tong New Energy Technology Co., Ltd., Jiaxing 314000, China)

Abstract: Under the background of the large-scale increase in wind power utilization, the application of typical scenarios to deal with the uncertainty of wind output is of great significance. Aiming at the spatial-temporal correlation among the output of multiple wind farms, an improved scenario generation and reduction method is proposed, and an evaluation method is introduced to test the quality of the generated scenarios. The exponential function is used to construct a multivariate covariance matrix that reflects the temporal correlation of wind power, and the Copula function is used to build a multi-wind farm spatial correlation model. A large number of initial scenes are generated by performing spatio-temporal correlation non-linear transformation and equal probability inverse transformation on the cumulative probability distribution function of random numbers and historical data. The K-means clustering method is improved, and the optimal number of clusters is determined by the elbow method and the clustering effectiveness index, and then the representative spatial-temporal correlation wind scenarios are reduced. Finally, four evaluation indicators are proposed to test the quality of the scenarios. The calculation results show that the volatility, climbing situation and spatial-temporal correlation of the scenarios generated by the proposed method are more consistent with historical data. The proposed method has a higher coverage of actual measured wind power values than another method does.

Keywords: wind power uncertainty; scenario generation; scenario reduction; spatial-temporal correlations; Copula function; K-means clustering

(编辑 方晶)

(上接第 68 页)

Joint planning of photovoltaic generation and electric vehicle charging station based on co-evolution

JIANG Keke, ZHANG Xinsong, XU Yangyang, LU Shengnan, ZHU Jianfeng

(College of Electrical Engineering, Nantong University, Nantong 226019, China)

Abstract: In response to the gap that the existing methods do not fully consider the random characteristics of the distributed photovoltaic generation (DPVG) outputs and the electric vehicle charging station (EVCS) charging loads, probabilistic power flow is analyzed based on the scenario probability method, and a chance constraint based DPVG-EVCS joint planning model is developed. The locations and capacities of EVCSs and DPVGs are optimized to minimize energy loss in the distribution systems under a premise of ensuring that the operating conditions of the distribution system meet the chance constraints. Then, co-evolutionary algorithm (CA) based on the genetic algorithm (GA) is used in the DPVG-EVCS joint planning model calculation. The optimization is decomposed into an EVCS planning sub-optimization and an DPVG planning sub-optimization. Two sub-optimizations are solved by GA in parallel. And cooperate with two GA populations to evolve through the ecosystem until the optimal solution to the optimization problem to be sought is obtained. Finally, the IEEE 33 bus distribution system is built for simulation. The results show that the proposed model can obtain a reasonable planning scheme. And the solution efficiency of CA is high, which can significantly improve the work efficiency of planners.

Keywords: distributed photovoltaic generation (DPVG); electric vehicle charging station (EVCS); chance constraint; probabilistic power flow; joint planning; co-evolutionary algorithm (CA)

(编辑 吴楠)