基于 K-均值聚类多场景时序特性分析的 分布式电源多目标规划

彭春华,于 蓉,孙惠娟

(华东交通大学 电气与电子工程学院,江西 南昌 330013)

摘要:若不考虑分布式电源出力及负荷需求的波动性及不确定性,可能导致分布式电源规划容量偏大或系统 电压改善程度降低。深入分析分布式电源出力时序波动特性,并引入 K-均值聚类多场景概率分析方法,以降 低上述波动性及不确定性对配电网的影响;以最大化年寿命周期收益率和电压分布改善率作为目标函数,建 立分布式电源多目标规划模型,并采用多目标复合微分进化算法对其求解和基于最短归一化距离法实现多 目标总体最优解决策。以 IEEE 33 节点配电系统为例进行分布式电源多目标规划,验证了所提方法的有效性 和优越性。

关键词:分布式电源;规划;时序特性;多场景概率;K-均值聚类;多目标决策 中图分类号:TM 715 文献标识码:A DOI: 10.16081/j.issn.1006-6047.2015.10.009

0 引言

在以大机组、大电网、高电压为主要特征的单一 供电系统已不能满足对电力供应质量与安全可靠性 要求日益提高的今天,分布式电源 DG(Distributed Generation)以其投资小、清洁环保、供电可靠和发电 方式灵活等优点日益成为人们研究的热点^[11]。DG 接 入配电网后使得电力系统的规划和运行与过去相比 有更大的不确定性,继而对配电网的有功损耗、电网 运行安全性、环境与资源等产生影响。合理的安装位 置和接入容量可以支撑馈线电压,改善系统电压分 布,减少系统有功损耗,降低 DG 投资方投入^[21]。因 此,对一个配电系统进行规划时必须合理选择 DG 的安装位置和容量,其重要性可见一斑。

国内外学者对 DG 的规划问题已进行深入的分析与研究^[3-7]。这些文献大多假设 DG 出力及负荷需求恒定不变,这种假设与实际情况存在差距,从而使得配网中 DG 位置和容量的配置方案存在不合理性。近年来也有部分文献考虑了 DG 出力及负荷需求在不同季节呈现出不同的时序波动性。文献[8]基于 DG 负荷和出力的时序特性,建立考虑环境成本的微网 DG 规划模型,最后采用遗传算法对规划模型进行求解。文献[9]以电能损耗和可靠性作为目标函数,在考虑 DG 负荷和出力时序特性的基础上,采

收稿日期:2015-01-13;修回日期:2015-08-20

用遗传算法对 DG 进行规划。但这些文献中没能考虑到 DG 出力往往存在很大的不确定性,在运用历史数据进行规划时,若以某个季节的单日数据值作为该季节的规划参数,忽略了 DG 出力值和负荷需求值在同一季节不同天中的差异,结果仍然会存在较大误差。

综上分析,为了 DG 选址定容规划更为准确合 理,本文将通过时序特性分析考虑 DG 出力和负荷需 求的波动性,提出采用 K-均值聚类多场景概率分析 法来考虑 DG 出力和负荷需求的不确定性,并以年寿 命周期收益率和系统电压分布改善率最大化为目标 构建新型的配网 DG 多目标规划模型,然后采用高 效多目标复合微分进化算法对模型进行求解和基于 最短归一化距离法实现多目标总体最优解决策,并 在 IEEE 33 节点配电系统中成功进行了 DG 规划应 用,获得了良好的效果。

1 时序特性描述

时序特性可分为 DG 出力时序特性和负荷时序 特性。为了更准确地进行规划,体现各种负荷模型对 DG 规划的影响,将负荷对象定为 3 类,分别为居民、 工业和商业负荷。由文献[10]中的数据及图表可清楚 地看出居民、工业和商业用电集中时间段有差异,且 不同的负荷在不同的季节呈现出不同的规律性,因 而负荷时序特性有所不同。

本文假设并网的 DG 为具有很强随机性、波动性 和间歇性的风力发电机 WG(Wind power Generation) 和光伏 PV(PhotoVoltaic)。风电和光伏不可能持续额 定出力,而且大部分时间出力较小。采用具有典型季 节性的夏季和冬季的风电和光伏在一天中的出力变 化情况作为图例进行说明。由图 1 和图 2(图中出力

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51567007,51167005); 江西省科技支撑计划项目(20142BBE50001);江西省自然科学 基金资助项目(20152ACB20017,20151BAB216020)

Project supported by the National Natural Science Foundation of China (51567007,51167005), Science & Technology Pillar Program of Jiangxi Province (20142BBE50001) and the Natural Science Foundation of Jiangxi Province (20152ACB20017, 20151BAB216020)

均为标幺值)可看出风电和光伏在不同季节的出力 特性不同,且风光存在着一定的互补性。



由于负荷及 DG 出力具有时序性,因此在进行 DG 规划时,考虑时序特性十分必要,否则会使规划结 果产生一定的偏差,容量配置缺乏合理性,导致规划 模型中反映的电网技术指标不准确,同时也会造成 资源的浪费。

2 基于 K-均值聚类压缩的多场景分析

多场景分析^[11]是解决随机性问题的一种有效方 法。多场景分析的实质就是通过将难以用数学模型 表示的不确定性因素转变为较易求解的多个确定性 场景问题来处理,从而避免建立十分复杂的随机性 模型,降低了建模和求解的难度^[12]。本文引入场景分 析法来模拟随机变量在实际环境中的不确定性。从 模拟随机变量不确定性的精确度考虑,场景的规模 越大,得到的结果越精确,但大规模的场景增加了目 标函数以及约束的计算量和计算时间。为解决不确 定性模型精度与计算复杂度的矛盾,可先通过生成 足够大的场景满足模拟不确定性模型的精度,再运 用场景缩减法缩减至合适的场景数以满足降低计算 复杂度的需求。

根据上述方法,场景模型的生成分成2个阶段^[13]。 本文的随机变量有光伏出力值、风电出力值、负荷需 求值。第一阶段,对每个随机变量生成数量足够多的 场景。首先通过对光伏出力、风电出力、负荷需求等 的历史数据(如果缺乏这类历史数据,也可基于光 伏、风能、负荷等对象模型,结合气象数据,利用 HOMER 软件产生模拟数据^[14-15])进行分析统计,得 到各随机变量在春夏秋冬不同季节全天各时段的典 型数据,设各时段实际数据与典型数据误差 ΔP 服从 相应的概率分布函数 PDF (Probability Distribution Function),则每个场景的随机变量表达式如(1)所示。

$$\begin{cases} P_{X,t,s} = P_{Y,t}^{0} + \Delta P_{X,t,s} & X = 1, 2, \cdots, N_{\text{WG}} \\ P_{Y,t,s} = P_{Y,t}^{0} + \Delta P_{Y,t,s} & Y = 1, 2, \cdots, N_{\text{PV}} \\ P_{Z,t,s} = P_{Z,t}^{0} + \Delta P_{Z,t,s} & Z = 1, 2, \cdots, N_{\text{XL}} \end{cases}$$
(1)

其中, $s = 1, 2, ..., N_s, N_s$ 为场景总数;t = 1, 2, ..., 24; N_{WG}, N_{PV}, N_{XL} 分别为风电个数、光伏个数和系统节点数; $P_{X,t}^0, P_{Y,t}^0, P_{Z,t}^0$ 分别为t时刻的第X个风电、第Y个 光伏的典型出力值及第Z个节点上的典型负荷需 求值; $P_{X,t,s}, P_{Y,t,s}$ 分别为场景s下t时刻的第X个风 电、第Y个光伏出力值; $P_{Z,t,s}$ 为场景s下t时刻第Z个 节点上的负荷需求值。

以此为依托,通过轮盘赌的方式,基于场景分析 法得出不同的场景。具体的场景生成方法可参照文 献[16],在此不再赘述,流程如图3所示。

將 PDF 离散化为 7 个区间, 并概率标准化,使其和为 1
¥
采用轮盘赌,确定不同场景 不同时段下的概率误差
确定误差被选中的概率区间
1
计算每个场景发生的概率
¥
将每个场景的概率标准化
图 2 场基生成流程网

Fig.3 Flowchart of scenario generation

PDF 离散化为 7 个区间可如图 4 所示,图中横坐标表示功率误差,每个区间的宽度为功率误差的标准差 σ ;纵坐标为概率密度,即每个区间相对应的概率为 $\alpha_{b,t}(b=1,2,\cdots,7)$ 。图 5 所示的圆面积为 1,采用轮盘赌,随机生成一个 0~1 之间的数,选中的区间置为 1(即可确定选中的概率误差),其余区间置为 0,按此方法,每个场景均包含一组二进制数,由此确定风电输出、光伏输出及居民、工业、商业负荷需求的功率误差被选中的概率区间,如式(2)所示。紧接





图 5 功举庆左区问 Fig.5 Intervals of power error

着计算每个场景的概率,并将场景概率标准化,分别 如式(3)、式(4)所示。

$$s_{\rm sce} = \{ W_{1,t,s}^X, \cdots, W_{7,t,s}^X, W_{1,t,s}^Y, \cdots, W_{7,t,s}^Y \}$$

 $W^{D}_{1,Z,t,s}$,…, $W^{D}_{7,Z,t,s}$ t=1,2,…,24 (2) 其中, $W^{X}_{x,t,s}$, $W^{Y}_{y,t,s}$, $W^{D}_{1,Z,t,s}$ 分别表示场景 $s \ \Gamma t$ 时刻第 x个风电功率误差区间、第 y 个光伏功率误差区间和 第 Z 个节点第 l 个负荷需求功率误差区间的选中情 况;D=1,2,3 表示第几类负荷。

 $\omega(s) =$

$$\prod_{t=1}^{24} \left\{ \sum_{x=1}^{7} \left(W_{x,t,s}^{X} \alpha_{x,t} \right) \sum_{y=1}^{7} \left(W_{y,t,s}^{Y} \alpha_{y,t} \right) \prod_{Z=1}^{N_{x,L}} \left[\sum_{l=1}^{7} \left(W_{l,Z,t,s}^{D} \alpha_{l,Z,t} \right) \right] \right\}$$
(3)

其中, ω 为每一个场景 s 的可能发生概率; $\alpha_{x,t},\alpha_{y,t}$, $\alpha_{l,Z,t}$ 分别为场景 s 下 t 时刻第 x 个风电功率误差区 间、第 y 个光伏功率误差区间、第 Z 个节点第 l 个负 荷需求功率误差区间的概率。

$$P_{\rm r}(s) = \frac{\omega(s)}{\sum\limits_{n=1}^{N_{\rm s}} \omega(s)}$$
(4)

其中,Pr为每个场景下的标准化概率。

第二阶段,对已生成的大规模场景进行缩减,得 到满足计算复杂度的缩减场景。

目前常用的场景缩减方法是启发式同步回代缩 减方法,其基本原则是使缩减前后场景集合之间的 概率距离最小,在大规模场景下用此方法效率较低。 为此本文提出采用 K-均值聚类的方法对场景进行 聚类,采用距离作为相似性的评价指标,将聚类后的 K 个质心作为保留场景,该方法简单易行,速度快, 效率高,且能保证缩减后场景的多样性。

用 $\xi_s(s=1,2,\dots,N_s)$ 表示缩减前的 N_s 个不同场景,对应场景标准化概率为 $P_r(s)$,假设目标场景数为 M_s ,场景缩减的具体步骤如下。

(1)随机选取 M_s 个场景作为质心,质心场景的 集合为 $H_{\text{Center}} = \{\xi_s^{\text{Center}}\}(s=1,2,\cdots,M_s)_\circ$

(2)根据质心集合,可以确立剩余场景集合为
 *H*_{Member} = {ξ^{Member}_s } (s'=1,2,…,N_s-M_s)。分别计算剩余
 场景到质心场景的场景距离:

 $D_{\mathrm{T}_{s,s'}} = D_{\mathrm{T}}(\xi_{s}^{\mathrm{Center}},\xi_{s'}^{\mathrm{Member}}) = \|\xi_{s}^{\mathrm{Center}} - \xi_{s'}^{\mathrm{Member}}\|_{2}$

其中, $s=1,2,\cdots,M_s$; $s'=1,2,\cdots,N_s-M_{s\circ}$

(3)根据由 $D_{T_{s,s}}$ 组成的距离矩阵,将剩余场景归 类到距离最近的质心。此次聚类后的聚类集合为 $H_{\text{Cluster}} = \{C_i\}(i=1,2,\cdots,M_s),其中 C_i 表示同类中的场$ 景集合。

(4)质心计算方法:假设某个聚类 C_i 中有 L_s 个场景,计算每个场景与其他场景的距离之和 C_{Ts} = $\sum_{s'=1,s'\neq s}^{L} \|\xi_s - \xi_{s'}\|_2(s=1,2,\cdots,L_s)$ 。选取 $C_{Ts} = \min(C_{Ts})$ 的场景 ξ_k 为新的聚类中心。按上述方法重新确定质心 集合。

(5)重复步骤(2)—(4),直到质心和聚类结果不 再变化,场景缩减结束。每个场景的概率值即为该 类中所有场景的概率之和。

3 DG 规划的数学模型

3.1 目标函数

运行经济性和电压质量是衡量配电网的两项重 要指标,本文以最大化 DG 年寿命周期收益率和电压 分布改善率作为目标函数。

3.1.1 DG 年寿命周期收益率

综合考虑了年均全寿命周期收益现值与年均全 寿命周期成本现值。年寿命周期收益率在数值上等 于 DG 投入运行后全寿命周期内获得的年均收入现 值与年均投资费用现值之比。简化的年寿命周期成 本包括 DG 初期投资、年运行维护费用、年直接停电 损失费用、年购电成本;年寿命周期收益包括 DG 上 网卖电年收入、年电价补贴收入和用户年售电收入[17]。

$$J_{\rm BC} = \frac{B_{\rm p}}{C_{\rm p}} \tag{5}$$

其中, $B_{\rm p}$ 为年寿命周期收益; $C_{\rm p}$ 为年寿命周期成本。

a. 年寿命周期成本:

$$C_{\rm p} = C_{\rm g} \frac{r_0 (1+r_0)^n}{(1+r_0)^n - 1} + C_{\rm m} + C_{\rm o} + C_{\rm b}$$
(6)

$$\begin{bmatrix}
C_{g} = SC_{w} \\
C_{m} = C_{g}\lambda_{F} + p_{k}\sum_{m=1}^{N_{m}} \left[d_{m}\sum_{s=1}^{M_{s}} \left(P_{r}(s) \sum_{t=1}^{24} l_{t,s} \right) \right] \\
C_{o} = \left\{ \sum_{m=1}^{N_{m}} \left\{ d_{m}\sum_{s=1}^{M_{s}} \left\{ P_{r}(s) \times \sum_{t=1}^{24} \left[(E_{gm,s,t} + E_{dm,s,t}) p_{g} + E_{gm,s,t} p_{c} \right] \right\} \right\} \right\} (1 - \lambda_{R}) \\
\sum_{t=1}^{N_{m}} \left\{ d_{m}\sum_{s=1}^{M_{s}} \left[P_{r}(s) \sum_{t=1}^{24} (E_{fm,s,t} p_{b}) \right] \right\}$$
(7)

其中, C_g 为 DG 的初期投资费用; r_0 为折现率;n为经 济使用年限; C_m 为 DG 年运行费用; C_o 为年直接停电 损失费用; C_b 为年购电成本;S为 DG 的装机容量; C_w 为单位装机容量成本; λ_F 为 DG 运行维护率; p_k 为平 均售电价格; N_m 为季节数,取4; d_m 为第m个季节的 相应天数; $P_r(s)$ 为场景 s 的概率; $l_{t,s}$ 为加入 DG 后配 电网在场景 s 下 t 时刻的网损; $E_{gn,s,t}$ 和 $E_{dn,s,t}$ 分别为 并网 DG 在第 m 个季节场景 s 下 t 时刻的上网电量 和自发自用电量; $E_{in,s,t}$ 为在第 m 个季节场景 s 下 t 时刻(配电网提供电源)的用电量; p_g 为政府补贴电 价; p_c 为当地燃煤机组标杆上网电价; p_b 为第三方投 资者的购电电价; λ_B 为供电可靠率。

b. 年寿命周期收益:

$$B_{p}=R_{s}+R_{g}+R_{r}$$

$$\left\{R_{s}=\sum_{m=1}^{N_{m}}\left\{d_{m}\sum_{s=1}^{M_{s}}\left[P_{r}(s)\sum_{t=1}^{24}\left(E_{gm,s,t}p_{c}\right)\right]\right\}$$

$$R_{g}=\sum_{m=1}^{N_{m}}\left\{d_{m}\sum_{s=1}^{M_{s}}\left\{P_{r}(s)\sum_{t=1}^{24}\left[\left(E_{gm,s,t}+E_{dm,s,t}\right)p_{g}\right]\right\}\right\}$$

$$\left\{R_{r}=\sum_{m=1}^{N_{m}}\left\{d_{m}\sum_{s=1}^{M_{s}}\left\{P_{r}(s)\sum_{t=1}^{24}\left[\left(E_{dm,s,t}+E_{fm,s,t}\right)p_{k}\right]\right\}\right\}$$

$$\left\{R_{r}=\sum_{m=1}^{N_{m}}\left\{d_{m}\sum_{s=1}^{M_{s}}\left\{P_{r}(s)\sum_{t=1}^{24}\left[\left(E_{dm,s,t}+E_{fm,s,t}\right)p_{k}\right]\right\}\right\}$$

其中, R_s为 DG 年上网卖电量收入; R_g为年电价补贴收入; R_r为用户年售电收入。

3.1.2 电压分布改善率

系统接入 DG 后,由于馈线上的传输功率减小 以及 DG 输出有功和无功的支持,各负荷节点处的电 压被抬高,部分线路电流减小,使得系统的电压分布 得到改善^[18]。DG 在配网中合理接入位置及容量配置 将使得系统电压分布的改善作用大幅增加。定义电 压分布改善率指标为:

$$J_{UP} = \frac{U_{Pw} - U_{Pwo}}{U_{Pwo}}$$
(10)

其中,U_{Pw}为含 DG 时系统年电压指标;U_{Pw}为不含 DG 时系统年电压指标。

加入多场景的电压指标计算公式如下:

$$U_{P} = \sum_{m=1}^{N_{m}} \left\{ d_{m} \sum_{s=1}^{M_{i}} \left[P_{r}(s) \sum_{i=1}^{N_{u}} U_{i}' L_{i} k_{i} \right] \right\}$$

$$\sum_{i=1}^{N_{u}} k_{i} = 1$$
(11)

其中,N_{xL}为系统节点数;Uⁱ为节点 i 的电压幅值,但 只包括电压不越限时的情况,通常使用的电压范围 是 0.95~1.05 p.u.^[18];Lⁱ为节点 i 的负荷值;kⁱ为节点 i 负荷的权重因子,该值将系统中各节点负荷重要程 度量化,以体现系统中的负荷重要程度的不同。

3.2 约束条件

(1)节点潮流方程约束:

$$\begin{cases} P_{Gi} - P_{Ii} = U_i \sum_{j=1}^{N_{ui}} U_j (G_{ij} \cos \delta_{ij} + B_{ij} \sin \delta_{ij}) \\ Q_{Gi} - Q_{Ii} = U_i \sum_{j=1}^{N_{ui}} U_j (G_{ij} \sin \delta_{ij} - B_{ij} \cos \delta_{ij}) \end{cases}$$
(12)

其中, U_i和 U_j分别为节点 i、j 电压; P_G和 Q_G分别为 节点 i 处电源的有功和无功出力; P_{Li}和 Q_{Li}分别为节 点 i 处的有功和无功负荷; G_{ij}和 B_{ij}为系统导纳; δ_{ij} 为节点电压相角差。 (2)节点电压约束:

$$U_{\rm imin} \leq U_i \leq U_{\rm imax} \tag{13}$$

其中, U_i为节点 i 的电压; U_{imax}和 U_{imin}分别为节点 i 的最大允许电压和最小允许电压。

(3)导线电流约束:

其中,*I_i*为第*i*条支路的电流;*I_{imax}*为第*i*条支路的最大允许电流。

 $|I_i| \leq I_{imax}$

(4)单个节点接入 DG 容量限制:

$$0 \leq P_{\rm DG} \leq P_{\rm DGmax} \tag{15}$$

其中, P_{DC}为每个节点接入 DG 的有功功率; P_{DGmax}为 每个节点允许接入 DG 最大有功功率。

(5)DG 容量选择约束:

$$\sum_{k \in Q_{\ell}} P_{\text{DG}k} \leq \delta \sum_{w \in Q_{\ell}} P_{\text{L}w} \tag{16}$$

其中, δ 为DG的容量渗透率; P_{DGk} 为第k个DG的出力; P_{Le} 为节点w的负荷; Ω_g 为DG接入的节点集; Ω_L 为配电网负荷节点集。若容量渗透率极限过高,将可能引发电压调节和继电保护的很多问题^[19],因此应该将DG的渗透率限定在一个较为合理的范围内。

4 基于复合微分进化算法的多目标规划

4.1 多目标复合微分进化算法

对于一些复杂的优化问题,目标函数不连续、不可微,还可能存在大量的局部极值点,传统经典算法要找出全局最优点非常困难^[20],而复合微分进化 CDE (Compound Differential Evolution)算法在全局 优化方面有明显优势。CDE 算法主要通过个体排序、 种群分割、按不同的变异策略进化及种群重组这几 个步骤来兼顾收敛速度和个体多样性^[20]。CDE 算法 在继承微分进化 DE (Differential Evolution)算法易 于使用、鲁棒性强和全局搜索能力好等优点的同时, 又能有效地解决 DE 存在的种群进化过程中收敛速 度和个体多样性之间存在的矛盾。

在 CDE 算法的基础上,引入 Pareto 非劣等级和 拥挤距离排序等操作,提出了非劣排序复合微分进化 NSCDE(Non-dominated Sorting Compound Differential Evolution)算法,该算法将 Pareto 非劣排序操作与 CDE 算法有机融合,并对个体间的拥挤距离计算进 行改进以克服搜索不均的问题。该算法使解具有多 样性,计算速度快,且不容易早熟,在多个测试问题 上表现出的搜索性能优于其他多目标算法。

4.2 多目标总体最优解决策

通过多目标优化算法可求得一系列 Pareto 最优 解,实际应用时通常还须从中决策出最终实施方案。 为此本文提出基于最短归一化距离的多目标总体最 优解决策方法。针对本文研究的多目标规划问题,可 首先根据最终得到的 Pareto 最优前沿确定出在满足 所有约束条件下年寿命周期收益率 $J_{\rm BC}$ 和电压分布 改善率 J_{UP} 的上下限,然后构造如式(17)所示的模糊 隶属度函数^[22]对各非劣解对应 $J_{\rm BC}$ 和 J_{UP} 两目标的 满意度 $h_{\rm BC}$ 和 h_{UP} 在[0,1]区间内进行量化评估(当 为 0 或 1 时分别代表对某个目标函数值完全不满意 或完全满意)。

$$h = \begin{cases} 0 & J \leq J_{\min} \\ \frac{J - J_{\min}}{J_{\max} - J_{\min}} & J_{\min} < J < J_{\max} \\ 1 & J \geq J_{\max} \end{cases}$$
(17)

这样可将各非劣解映射到一个归一化的多目标 满意度空间中,该空间各坐标轴范围均为[0,1];在 此空间中可定出一个假想的使所有目标都达到最优 的虚拟理想解 B,它的位置坐标为(1,1);然后分别 计算出各非劣解映射在多目标满意度空间中的位置 与 B 之间的距离,并进行相互比较;其中与 B 距离 最短的非劣解最接近理想解,其总体满意度最高,因 此可将其确定为总体最优解,便可从 Pareto 最优解 集中自动决策出一个最佳方案以供实施。基于最短 归一化距离的总体最优解决策方法的示意图如图 6 所示。



图 6 总体最优解决策方法示意图 Fig.6 Schematic diagram of decision-making for overall optimal solution

综合上述过程,本文采用的基于 NSCDE 算法的 多目标 DG 规划流程如图 7 所示,图中 n_{iter}、n_{itemax} 分 别表示当前迭代次数和最大迭代次数。

5 算例研究

5.1 参数设置说明

本文按照上述模型和算法,对典型 IEEE 33 节点 系统进行 DG 位置和容量的规划。根据该地区的负 荷特点,对各节点的负荷类型进行如下假设:节点 2—10 为商业负荷,节点 11—25 为居民负荷,节点 26—33 为工业负荷。根据实地考察,风电的待选安 装节点为 5、9、15、16、17、21、25、28、31、33,光伏的 待选安装节点为 3、6、10、17、18、22、23、28、29、31。 本算例中的配电系统结构及线路参数来自文献 [23],如图 8 所示。

假设在4个节点安装风电和光伏,风电投资成



图 7 基于 NSCDE 算法的 DG 规划流程图 Fig.7 Flowchart of DG planning based on NSCDE algorithm



Fig.8 IEEE 33-bus distribution system

本为 1.3×10⁴元/kW,光伏投资成本为 4.55×10⁴元/kW,设备寿命周期为 25 a,折现率为 8%,光伏 上网电价为 0.95 元/(kW·h),风电上网电价为 0.61 元/(kW·h),政府补贴为 0.25 元/(kW·h),DG 运行 维护率是 0.03,平均售电价格为 0.65 元/(kW·h), DG 在电网中的最大渗透率不得超过全网负荷的 30%。本算例中风电出力、光伏出力以及各类负荷需 求在春夏秋冬四季的日典型数据来自文献[8-9],采 用本文方法随机生成 500 个场景,再通过 K-均值聚 类方法缩减成 10 个场景并分别得到各场景的概率。 以春季的风电出力为例,其生成的 10 个场景的概率 如表 1 所示。本算例中 NSCDE 算法选取交叉概率为 0.6,变异尺度因子为 0.3,种群分割比为 1:1。

5.2 结果分析

为验证 K-均值聚类方法对场景缩减的有效性,将生成的 500 个场景通过 K-均值聚类方法缩减 为 40 个场景,并以春季时风电在 05:00、10:00、15:00、 20:00 这 4 个时刻的出力为代表,刻画出力分布图,

62

表 1 春季风电出力场景概率表 Table 1 Probability of WG output scenarios in spring

场景序号	概率值	场景序号	概率值
1	0.3760	6	0.0984
2	0.0855	7	0.0427
3	0.1479	8	0.2238
4	0.0090	9	0.0115
5	0.0009	10	0.0044

如图 9 所示(图中出力为标幺值)。由图可知,通过 场景生成,并经由 K-均值聚类法缩减后,这 4 个时 刻的功率分布基本服从以各自时刻出力值为均值的 正态分布,数据能够较好地保持场景的多样性。



图 9 4 小时刻风电击刀万市图 Fig.9 WG output distribution for four moments

为说明随机场景生成的有效性,以春季光伏出力 为例,所生成的 10 个场景出力曲线与历史典型出力 曲线对比关系见图 10(图中出力为标幺值)。可见所 生成的不同场景具有较好的代表性,能够较全面地反 映光伏出力在一定区间范围内的随机特性。限于篇 幅,其他典型场景与生成场景的曲线对比不再列出。



Fig.10 Scenarios of PV output in spring

在加入时序特性的基础上,考虑多场景和不含 多场景 2 种模式,程序运行 1000 代,得到的 Pareto 前沿见图 11。由图可看出,是否考虑多场景,Pareto 前沿存在明显差异,对 DG 规划有较大的影响。在 进行多场景分析后,由于充分考虑了 DG 出力及负荷 需求的不确定性影响,使得在同样的 DG 年寿命周 期收益率情况下,系统电压分布改善率得到一定提 高。这是由于考虑了不确定性影响,增大了风光出力 之间的互补概率及 DG 发电与负荷需求之间的匹配 概率,这进一步说明了考虑多场景分析的重要性。



Fig.11 Pareto frontier for two modes

表 2 列出了考虑多场景时序特性模式下的部分 Pareto 最优解,其中方案 3 为采用基于最短归一化 距离法得出的 Pareto 最优解。

表 2 不同方案下的结果比较

Table 2 Comparison of results among different schemes

-					
方案	DG 类型	安装位置	安装容量/kW	$J_{ m BC}$	$J_{\scriptscriptstyle U\! m P}$
1	WG	16	470	3.9373	0.0585
	WG	17	440		
	WG	28	100		
	WG	33	600		
2	WG	16	530		
	WG	17	400	3.1400	0.0692
	\mathbf{PV}	28	280		
	WG	33	600		
3	PV	17	600	2.0030	0.0949
	WG	28	130		
	\mathbf{PV}	29	600		
	WG	33	600		
4	PV	17	580	1.2054	0.1216
	\mathbf{PV}	28	600		
	\mathbf{PV}	29	600		
	WG	33	600		

随着风电和光伏的配比及容量和位置的变化, DG 年寿命周期收益率 J_{BC} 和电压分布改善率 J_{DP} 发 生改变,年寿命周期收益越大,年寿命周期成本越 小,即 J_{BC} 越大,取值越优; J_{DP} 为加入 DG 后电压分布 改善率指标,其值越大越优。由于 J_{BC} 与 J_{DP} 存在一定 的矛盾性,同时使得这 2 个目标函数达到最优的可 能性很小。因此在实际的 DG 规划中,决策者可根据 自己的偏好并结合实际情况进行有效合理的选取。 从表 2 中可明显看出,随着风力发电机数量的增加, 即光伏发电机数量的减少, J_{BC} 值不断增加,这主要是 由于风力发电机目前的造价较低, 而光伏发电机的 造价较高, 多安装风力发电机能降低投资商的投资 成本,提高收益;而随着风力发电机数量的减少,即 光伏发电机数量的增加,Jor值不断增加,这主要是 由于风光互补后,出力时序曲线与负荷时序曲线达 到较好的匹配效果,更有利于改善系统的电压分布。

因此,若在资金较为充裕的情况下,可以以提高 电压分布改善率为主,适当地增加光伏发电机的安 装数量,以改善系统的电压分布;若在资金有限的情 况下,可以以提高年寿命周期收益率为主,适当地增 加风力发电机的安装数量,以降低年寿命周期成本, 提高年寿命周期收益。若规划者没有特别的偏好,可 根据基于最短归一化距离法进行多目标总体最优解 决策。

表3为时序和多场景均不考虑、仅考虑时序不 考虑多场景以及时序和多场景均考虑3种模式下所 得到的多目标 DG规划总体最优解。第一种模式下 不考虑出力时序波动特性,将风电和光伏的出力简 化为恒定输出,这无疑是不切合实际的,此时2类 DG在 J_u,上体现不出区别,导致投资成本较低的风 力发电机成为最优选择,尽管得到的方案具有较大 的收益率 J_{bc},但缺乏合理性。在考虑时序特性的基 础上,是否加入场景分析法,对于规划结果也有较大 影响。加入场景分析法,考虑了在时序基础上的不确 定性,能更好地反映出实际。从表3中可看出,采用 本文所提出的多场景时序特性分析方法,所得到的 总体最优解在 J_{bc} 和 J_u 两方面均有改善。

模式	DG 类型	安装位置	安装容量/kW	$J_{\scriptscriptstyle m BC}$	$J_{\scriptscriptstyle U\! m P}$
时序和 多场景 均不考虑	WG	16	110	4.6351	0.0027
	WG	28	100		
	WG	31	200		
	WG	33	400		
仅考虑 时序	WG	15	580	1.9968	0.0828
	PV	17	380		
	PV	28	230		
	WG	33	600		
考虑时序 及多场景	PV	17	600		
	WG	28	130	2.0030	0.0949
	\mathbf{PV}	29	600		
	WG	33	600		

表 3 各模式下的规划结果 Table 3 Planning results of different modes

6 结论

本文在考虑负荷和出力的时序特性的基础上, 加入 K-均值聚类多场景分析法,以年寿命周期收益 率和电压分布改善率作为目标函数,采用多目标 CDE 算法求解该规划问题。主要结论如下。

首先,加入多场景时序特性十分必要,这样能更 真实地反映实际情况。时序特性能体现光伏和风力 发电各自随自然条件的变化规律及负荷需求的变化 趋势,而多场景则在其基础上考虑了同一季节每日间的不确定差异性,从而达到更为准确的规划效果。

其次,采用多目标算法能够对不同的目标函数 进行协调,避免函数之间的冲突。根据实际情况,决 策者能够有方向性地进行有效合理的规划。

本文的研究可为配网 DG 规划中建模、优化控制及优化算法的发展提供新思想,为今后 DG 的规划提供一定的理论依据。

参考文献:

- [1] 吴素农,范瑞祥,朱永强,等. 分布式电源控制与运行[M]. 北京: 中国电力出版社,2012:1-5.
- [2] 彭春华,齐彦伟,陈首昆. 基于分层分区模型的分布式电源分布 优化[J]. 华东交通大学学报,2013,30(2):85-89.
 PENG Chunhua,QI Yanwei,CHEN Shoukun. Distribution optimization of DGs in distribution networks based on hierarchical partitioning model[J]. Journal of East China Jiaotong University, 2013,30(2):85-89.
- [3] 张立梅,唐巍,王少林,等. 综合考虑配电公司及独立发电商利益的分布式电源规划[J]. 电力系统自动化,2011,35(4):23-28.
 ZHANG Limei,TANG Wei,WANG Shaolin, et al. Distributed generators planning considering benefits for distribution power company and independent power suppliers[J]. Automation of Electric Power Systems,2011,35(4):23-28.
- [4] EL-KHATTAM W, HEGAZY Y, SALAMA M. An integrated distributed generation optimization model for distribution system planning[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2005, 20(2): 1158-1165.
- [5] 栗然,马慧卓,祝晋尧,等. 分布式电源接入配电网多目标优化规划[J]. 电力自动化设备,2014,34(1):6-13.
 LI Ran,MA Huizhuo,ZHU Jinyao,et al. Multi-objective optimization for DG integration into distribution system[J]. Electric Power Automation Equipment,2014,34(1):6-13.
- [6] 吕冰,颜伟,赵霞,等. 考虑能量随机性的分布式风电和联络线协 调规划[J]. 中国电机工程学报,2013,33(34):145-152.
 LÜ Bing,YAN Wei,ZHAO Xia,et al. Allocation of tie lines and DWGs considering random energy[J]. Proceedings of the CSEE, 2013,33(34):145-152.
- [7] 文升,顾洁,程浩忠,等.分布式电源的准入容量与优化布置的实用方法[J].电力自动化设备,2012,32(10):109-114.
 WEN Sheng,GU Jie,CHENG Haozhong,et al. Maximum penetration level and optimal placement of distributed generation[J]. Electric Power Automation Equipment,2012,32(10):109-114.
- [8] 徐迅,陈楷,龙禹,等.考虑环境成本和时序特性的微网多类型分 布式电源选址定容规划[J].电网技术,2013,37(4):914-921.
 XU Xun,CHEN Kai,LONG Yu,et al. Optimal site selection and capacity determination of multi-types of distributed generation in microgrid considering environment cost and timing characteristics
 [J]. Power System Technology,2013,37(4):914-921.
- [9] 李亮,唐巍,白牧可,等.考虑时序特性的多目标分布式电源选址 定容规划[J]. 电力系统自动化,2013,37(3):58-63.
 LI Liang,TANG Wei,BAI Muke,et al. Multi-objective locating and sizing of distributed generators based on time-sequence characteristics[J]. Automation of Electric Power Systems,2013,37 (3):58-63.

- [10] 单葆国,谭显东. 负荷特性及优化[M]. 北京:中国电力出版社, 2013:3-5.
- [11] EDWIN V G. Increased uncertainty a new challenge for power system planners[C]//IEE Colloquium on Tools and Techniques for Dealing with Uncertainty. London, UK:Institution of Electrical Engineers, 1998:1-6.
- [12]何禹清,彭建春,文明,等. 含风电的配电网重构场景模型及算法[J]. 中国电机工程学报,2010,30(28):12-18.
 HE Yuqing,PENG Jianchun,WEN Ming,et al. Scenario model and algorithm for the reconfiguration of distribution network with wind power generators[J]. Proceedings of the CSEE,2010,30 (28):12-18.
- [13] TAHER N,RASOUL A A,MOHAMMAD R N. An efficient scenario-based stochastic programming framework for multiobjective optimal micro-grid operation[J]. Applied Energy, 2012 (99):455-470.
- [14] NREL. Energy modeling software for hybrid renewable energy systems[EB/OL]. (2011-01-20). http://www.Homerenergy.com/.
- [15] 张美霞,陈洁,杨秀,等.考虑风光和负荷随机性的微网三相潮流计算[J].中国电机工程学报,2013,33(13):101-107.
 ZHANG Meixia,CHEN Jie,YANG Xiu,et al. Three-phase power flow calculation for microgrid with volatile wind power, photovoltaic power and load [J]. Proceedings of the CSEE, 2013,33(13):101-107.
- [16] JAMSHID A, TAHER N, RASOUL A A, et al. Scenario-based dynamic economic emission dispatch considering load and wind power uncertainties [J]. Electrical Power and Energy Systems, 2013(47):351-367.
- [17] 苏剑,周莉梅,李蕊.分布式光伏发电并网的成本/效益分析[J]. 中国电机工程学报,2013,33(34):50-56.
 SU Jian,ZHOU Limei,LI Rui. Cost-benefit analysis of distributed grid-connected photovoltaic power generation[J]. Proceedings of the CSEE,2013,33(34):50-56.
- [18] PATHOMTHAT C, RAMAKUMAR R. An approach to quantify the technical benefits of distributed generation [J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2004, 19(4):764-773.
- [19] 赵波,张雪松,洪博文.大量分布式光伏电源接入智能配电网后的能量渗透率研究[J].电力自动化设备,2012,32(8):95-100.

ZHAO Bo,ZHANG Xuesong,HONG Bowen. Energy penetration of large-scale distributed photovoltaic sources integrated into smart distribution network [J]. Electric Power Automation Equipment,2012,32(8):95-100.

- [20] 余廷芳,林中达. 部分解约束算法在机组负荷优化组合中的应用[J]. 中国电机工程学报,2009,29(2):107-112.
 YU Tingfang,LIN Zhongda. Application of float genetic algorithms-partially solved combined with punishing function in power plant units commitment problem [J]. Proceedings of the CSEE,2009,29(2):107-112.
- [21] 孙惠娟,彭春华,袁义生. 综合开关次数分析的配电网多目标动态重构[J]. 电力自动化设备,2014,34(9):41-46.
 SUN Huijuan,PENG Chunhua,YUAN Yisheng. Multi-objective dynamic distribution network reconfiguration considering switching frequency [J]. Electric Power Automation Equipment, 2014,34(9):41-46.
- [22] 彭春华,孙惠娟. 基于非劣排序微分进化的多目标优化发电调度[J]. 中国电机工程学报,2009,29(34):71-76.
 PENG Chunhua,SUN Huijuan. Multi-objective optimization power dispatch based on non-dominated sorting differential evolution[J]. Proceedings of the CSEE,2009,29(34):71-76.
- [23] BARAN M E, WU F E. Network reconfiguration in distribution systems for loss reduction and load balancing [J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 1989, 4(2):1401-1407.

作者简介:



彭春华(1973—),男,江西乐平人,教 授,博士,研究方向为电力系统优化调度、配 电网规划、微电网运行(E-mail:chinapch@163. com);

于 蓉(1989—),女,福建漳州人,硕士 研究生,研究方向为智能配电网运行与规划 (E-mail;yurong_166@163.com);

彭春华

孙惠娟(1982—),女,江西南昌人,讲师,硕士,主要从事配电网重构、智能电网优化运行等方向的研究(E-mail:hjsun@ecjtu.edu.cn)。

Multi-objective DG planning based on K-means clustering and multi-scenario timing characteristics analysis

PENG Chunhua, YU Rong, SUN Huijuan

(School of Electrical & Electronics Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China) **Abstract:** If the volatility of DG (Distributed Generation) outputs and the uncertainty of load demands are not considered, the planned DG capacity may become larger or the voltage profile improvement rate lower. The timing volatility of DG output is analyzed and the *K*-means clustering and multi-scenario probability analysis is adopted to reduce the effect of volatility and uncertainty on the distribution network. A multiobjective DG planning model with the maximum annual life-cycle yield rate and the maximum voltage profile improvement rate as its objectives is built and solved by the multi-objective compound differential evolution algorithm, and the shortest normalized distance method is applied to decide the overall optimal solution. As an example, the multi-objective DG planning is carried out for IEEE 33-bus distribution system and the effectiveness and superiority of the proposed method are verified.

Key words: distributed power generation; planning; timing characteristics; multi-scenario probability; *K*-means clustering; multi-objective decision-making