

基于熵权理论和PSO-DE算法的 含DG配电网重构

徐野驰, 黄磊, 严金鑫, 李戈

(国网江苏省电力工程咨询有限公司, 江苏 南京 210024)

摘要: 随着分布式电源 (Distributed Generation, DG) 在配电网中的比例不断增加, 配电自动化应加强对 DG 的优化调度以发挥其优势作用, 而配电网重构是配电网优化运行的重要措施之一。针对高比例 DG 接入配电网后的重构问题, 通过场景分析的方法来描述 DG 的随机性。结合配电网有功网损、电压偏移指数、开关操作次数代价以及分布式电源出力风险指标, 建立含 DG 的配电网重构模型, 采用基于熵权模型的主客观权重法对重构方案进行评估。将粒子群算法与差分进化算法有效融合, 并对算法中的重要参数进行动态更新设置, 采用改进后的粒子群-差分进化算法 (PSO-DE) 对配电网重构模型进行求解。以实际配电网为例, 分析不同场景下的 DG 接入后对配电网重构的影响, 结果表明提出的方法能够改善节点电压水平, 有效降低配电网的有功功率损耗, 提高供电质量和可靠性。

关键词: 高比例分布式电源; 出力场景; 配电网重构; 熵权理论; 粒子群-差分进化算法

Reconfiguration of distribution network containing DG based on entropy theory and PSO-DE algorithm

XU Yechi, HUANG Lei, YAN Jinxin, LI Ge

(State Grid Jiangsu Electric Power Engineering Consulting Co., Ltd., Nanjing 210024, China)

Abstract: With the increasing proportion of distributed generation in distribution network, distribution automation should enhance the optimal dispatch of distributed generation to play its optimization role. The reconfiguration of distribution network is one of the important measures of distribution network optimization planning. Aiming at the problem of reconfiguration after the distribution of high proportion distributed power into the distribution network, the randomness of distributed generation is described by scenario analysis. A reconfiguration model combined with distribution network active power loss, voltage deviation index, switching operation times cost and distributed power output risk index is established. The subjective and objective weight method based on entropy weight model is used to evaluate the reconfiguration scheme. The particle swarm optimization (PSO) algorithm and the differential evolution algorithm are effectively fused. The important parameters of the algorithm are updated by setting up dynamic parameters. The improved PSO-DE is used to solve the distribution network reconstruction model. The actual distribution network as an example is taken to analyze the impact of renewable energy access on the distribution network reconfiguration under different scenarios. The results show that the method proposed in this paper can improve the node voltage level, effectively reduce the active power loss of the distribution network, and improve the quality and reliability of power supply.

Key words: high proportion distributed generation; output scenario; distribution network reconfiguration; entropy weight theory; PSO-DE algorithm

0 引言

随着分布式电源（Distributed Generation, DG）广泛接入配电网，配电网的复杂程度不断增加，高比例分布式电源并网后会对配电网的规划、运行、控制与保护产生更大的影响。未来中国风电和太阳能发电的装机容量将持续上升^[1]。预计在2030年和2050年时，中国的风电、光伏发电总装机容量分别高达2.2 TW和5.1 TW，部分地区的非水可再生能源发电量占比将超过30%。

大量的研究成果表明含DG的配电网重构在经济上和技术上都是可行的^[2-3]，而且比较容易实现。在重构建模方面，主要考虑了经济性、电压类和馈线负荷均衡以及配电网可靠性等目标，而当接入的DG容量比例较大时，除了要考虑上述传统目标外，还需将DG的出力风险纳入目标函数中。在求解算法方面，由于实际配电网中设备众多，支路复杂烦琐而且开关数目繁多，使得开关操作排列组合的数目巨大，这就使得配电网重构问题成为一个大规模的非线性混合规划问题^[4]，且配电网重构过程中需要考虑很多的约束条件，如节点电压、支路线路容量等，给求解算法带来巨大困难。目前主要采用改进智能优化算法与混合算法来求解重构问题。智能优化算法主要包括神经网络算法、禁忌搜索算法、蚁群算法以及遗传算法等，而通过持续的研究与发展，这些优化算法均得到了较多的应用。文献[5]以网损负荷均衡及电压质量协调最优为重构目标，采用免疫遗传算法对含DG的配电网进行重构；文献[6]提出一种基于改进蝙蝠算法的配电网重构算法；文献[7-8]采用改进粒子群算法分别对含DG与不含DG的配电网进行重构；文献[9]将差分变异机制引入混合蛙跳算法中，解决配电网重构中编码和分组更新的问题，提高算法的收敛性，有效地得到了最优解。

上述文献对DG接入的配电网重构求解问题提供了宝贵的经验，但都未考虑高比例DG的随机性带来的影响。

本文针对高比例分布式电源接入配电网重构

这一问题，充分考虑了DG的出力风险，通过出力场景来描述DG出力的随机性，建立了以配电网的有功网损、电压偏移指数、开关操作次数代价以及DG出力风险为目标的重构模型，针对传统粒子群算法（PSO）存在的缺陷进行改进，并引入差分进化算法（DE）与熵权模型评价方法，提高求解算法的收敛和全局搜索性能。结合某地区实际配电系统，分析高比例分布式电源对配电网重构的影响，研究分布式电源接入容量不同情况下的配电网重构。

1 基于熵权理论的配电网重构模型

1.1 DG出力场景集

目前DG主要有风力发电和光伏发电两种形式，由于风力和光照都是属于自然资源，具有很强的随机性和波动性，对于风光能源的出力功率影响很大。本文以出力场景集的方式来描述DG出力的不确定性。

对于分布式能源的出力模型，通常有解析分布模型和非参数估计两种方法。解析分布模型的计算过程复杂，且具有一定的局限性。本文利用非参数估计法建立DG的出力模型。

1) 利用风光能源过去一年的历史数据，生成各自的经验分布函数。

2) 利用拉丁超立方抽样法，分别对风光的分布函数进行抽样，各抽取1 000个样本，形成1 000个二维数组，即风光出力样本。

3) 采用K-means聚类法，对1 000个出力样本进行聚类，得到8个经典出力样本，作为输入到重构模型中的DG出力场景集。

1.2 含高比例DG的配电网重构模型

在含高比例DG的配电网重构建模时，不仅要考虑有功网损、电压偏移指数和开关操作次数，也要考虑DG出力的不确定性。本文重点将DG出力的随机性纳入考虑，将DG出力风险引入到重构模型中，综合考虑配电网网损、电压偏移指数、开关操作次数代价以及DG出力风险等并建立了多目标函数，计算公式为

$$\min f = \lambda_1 f_1 + \lambda_2 f_2 + \lambda_3 f_3 + \lambda_4 f_4 \quad (1)$$

式中, f_1 为配电网有功功率网损; f_2 为电压偏移指数; f_3 为开关操作次数代价; f_4 为 DG 出力风险; λ_1 、 λ_2 、 λ_3 和 λ_4 为各个目标函数在总目标函数中所占的比重。其中, λ_i 的值越大, 表示 f_i 在总目标函数中的权重越大, 也就意味着该目标越重要。

1) 配电网有功功率网损 f_1

f_1 的计算公式为

$$f_1 = \sum_{i=1}^n k_i R_i \frac{P_i^2 + Q_i^2}{U_i^2} \quad (2)$$

式中, n 为配电网支路总数; k_i 为支路 i 所在开关的开合状态, 当 $k_i=1$ 时表示支路为闭合, $k_i=0$ 表示支路为断开; P_i 和 Q_i 为支路 i 末端流过的有功功率和无功功率; R_i 为支路 i 的阻抗; U_i 为支路 i 末端的节点电压。

2) 电压偏移指数 f_2

f_2 的计算公式为

$$f_2 = \sum_{j=1}^n \left(\frac{U_j - U_N}{U_N} \right)^2 \quad (3)$$

式中, n 为配电网节点数; U_N 为节点 j 的额定电压值。

3) 开关操作次数代价 f_3

由于目前配电网的开关多为手动操作, 即操作开关数量越少, 操作代价越小。

f_3 的计算公式为

$$f_3 = \sum_{b=1}^m O_b \quad (4)$$

式中, m 为联络开关的数量; $O_b=1$ 表示联络开关 b 在重构中由打开变为闭合, $O_b=0$ 表示联络开关 b 在重构中保持打开状态。

4) DG 出力风险值 f_4

由于 DG 的出力具有一定的预测误差与控制误差, 同时 DG 自身出力具有随机性, 当接入高比例 DG 进行重构时, 将会有较大的出力波动风险, 接入比例越高, 风险越大。本文根据 DG 的出力期望值, 将出力标准差作为其出力风险值, 具体如下

$$f_4 = \sum_{i=1}^n \delta_i \quad (5)$$

式中, δ 为 DG 的出力标准差; n 为接入的分布式

电源数。

在含 DG 的配电网重构中, 约束条件为

1) 配电网运行时的网络状态为辐射状, 即不存在“环网”和“孤岛”。

2) 潮流约束

$$\begin{cases} P_i + P_{DG_i} = P_{D_i} + U_i \sum_{j=1}^{Nb} U_j (G_{ij} \cos \delta_{ij} + B_{ij} \sin \theta_{ij}) \\ Q_i + Q_{DG_i} = Q_{D_i} + U_i \sum_{j=1}^{Nb} U_j (G_{ij} \sin \delta_{ij} - B_{ij} \cos \theta_{ij}) \end{cases} \quad (6)$$

式中, P_i 、 Q_i 分别为节点 i 处负荷的有功功率和无功功率; P_{DG_i} 、 Q_{DG_i} 分别为 DG 接入点 i 处注入的有功功率和无功功率; U_i 、 U_j 分别为节点 i 、 j 处的电压; G_{ij} 、 B_{ij} 和 δ_{ij} 分别为节点 i 、 j 的电导、电纳和相角差。

3) 节点电压约束

$$U_{i,\min} \leq U_i \leq U_{i,\max} \quad (7)$$

式中, $U_{i,\max}$ 和 $U_{i,\min}$ 分别为节点 i 的电压上下限值。

4) 支路容量约束

$$S_i \leq S_{i,\max} \quad (8)$$

式中, S_i 、 $S_{i,\max}$ 分别为支路 i 流过的功率值及其最大容许值。

1.3 配电网辐射状判别方法

配电网在正常运行时, 其网络结构是辐射状的, 也称为树状运行方式。配电网连通的判断条件为: 闭合的支路数等于有效节点数减去 1^[5]。根据配电网辐射状的判别依据, 设定配电网需要打开的开关数目为 S , 通过网络中实际的支路数目 X 和有效节点数 Y 计算得到开关数目 S , 开关数目 S 的计算公式为

$$S = X - Y + 1 \quad (9)$$

在满足断开 S 个开关的配电网为连通图, 并满足闭合的支路数等于有效节点数减 1 的配电网为辐射状网络时, 其判别的基本步骤如下:

1) 生成一个支路节点编号矩阵, 根据该矩阵可以得到断开支路两端的节点编号。

2) 将其中的一个节点设置为搜索的起始节点, 另一个节点为终止节点。

3) 对节点支路关联矩阵 A 依次进行节点搜

索,若新搜索到的节点不是终止节点,则将新搜索到的节点作为初始节点,继续进行搜索。

4) 当所有与起始节点相连的节点都被搜索完毕之后,若还未能搜索到终止节点,那么这两个节点一定不是连通的。因此判定该电网不是辐射状网络,存在孤立节点。

5) 若能搜索到每个起始节点对应的终止节点,那么该网络就是辐射状的。

1.4 基于熵权理论的重构方案优化

针对所建立的以配电网网损、电压偏移指数、开关操作次数代价及DG出力风险为目标的优化模型,结合熵权模型,采用主客观综合权重法来对优化重构方案的目标进行主客观评价。优化目标分为效益型和成本型两种,各个优化重构评价指标的量纲不一致,应进行规范化处理。其中,配电网网损、电压偏移指数和DG出力风险为效益型指标,开关操作次数代价为成本型指标。

假设有 n 个配电网优化重构方案,考虑 m 个优化目标,则可以建立优化重构评价矩阵 S , S_{ij} 为评价矩阵 S 中的元素, $i=1,2,\dots,m$; $j=1,2,\dots,n$,即第 j 个优化重构方案的第 i 个指标。经规范化的效益型指标和成本型指标的计算公式分别为

$$S'_{ij} = \frac{S_{ij} - \min |S_{ij}|}{\max |S_{ij}| - \min |S_{ij}|} \quad (10)$$

$$S'_{ij} = \frac{\max |S_{ij}| - S_{ij}}{\max |S_{ij}| - \min |S_{ij}|} \quad (11)$$

优化重构评价矩阵 S 经规范化处理后得到评价矩阵 S' , S' 中的元素 $S'_{ij} \in [0,1]$ 。第 i 个评价指标的熵值计算公式为

$$e_i = -k \sum_{j=1}^n f_{ij} \ln f_{ij} \quad i=1,2,\dots,m \quad (12)$$

式中, $k=1/\ln n$, $f_{ij}=S'_{ij}/\sum_{j=1}^n S'_{ij}$, 并且假定 $f_{ij}=0$ 时, $f_{ij} \ln f_{ij}=0$ 。

第 i 个评价指标的熵权计算公式为

$$v_i = \frac{1-e_i}{m - \sum_{i=1}^m e_i} \quad (13)$$

通过熵权模型计算得到熵权值,结合每个优化目标的主客观权重进行综合评价,综合权重的计算公式为

$$a_i = \frac{w_i v_i}{\sum_{j=1}^n w_j v_j} \quad (14)$$

式中,主观权重 $W=[w_1, w_2, w_3, \dots, w_n]$;客观权重 $V=[v_1, v_2, v_3, \dots, v_n]$;综合权重 $A=[a_1, a_2, a_3, \dots, a_n]$; w_i 、 v_i 和 a_i 分别为第 i 个评价指标的主观、客观和综合权重。

2 基于改进PSO-DE算法的含DG的配电网重构

2.1 改进PSO-DE算法

PSO算法是一种基于迭代的多点随机搜索算法,该算法通过对鸟群觅食行为的研究来模拟生物群体中个体与个体间以及个体与群体间的相互协作和信息分享机制。针对含DG的配电网重构主要是对联络开关或分段开关进行操作,而开关的状态为打开或者关闭两种状态,因此粒子群的编码方式采用二进制编码方式。配电网每条支路上开关的开合状态用粒子的每一维位置 x_{jm} 来表示,其中 $x_{jm}=1$ 代表支路闭合, $x_{jm}=0$ 代表支路断开。粒子该维的速度 v_{jm} 从概率的角度进行定义,它对应于 x_{jm} 取0或者取1的概率。为了更加符合实际,采用sigmoid函数将 v_{jm} 转化到 $[0,1]$ 上,并以此来开关状态的选择。sigmoid函数定义为

$$\text{sigmoid}(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad (15)$$

粒子速度的更新计算公式为

$$v_{jm}^{k+1} = w v_{jm}^k + c_1 \text{rand}(0,1)_1 (p_{\text{best},jm}^k - x_{jm}^k) + c_2 \text{rand}(0,1)_2 (g_{\text{best},jm}^k - x_{jm}^k) \quad (16)$$

$$x_{jm}^{k+1} = x_{jm}^k + v_{jm}^{k+1} \quad (17)$$

式中, v_{jm}^{k+1} 代表粒子第 $k+1$ 次迭代速度; x_{jm}^{k+1} 代表粒子第 $k+1$ 次迭代搜索的位置; w 为惯性权重,用来均衡粒子的探索能力和开发能力; c_1 、 c_2 为大于0的加速因子,分别表示两个优化解的权

重； $p_{best,jm}^k$ 和 $g_{best,jm}^k$ 分别为粒子迭代 $k+1$ 次后个体最优值所对应的位置以及群体最优值所对应的位置。

粒子位置的更新计算公式为

$$\begin{cases} x_{jm}^{k+1} = 1 & \rho_{jm}^{k+1} < \text{sigmoid}(v_{jm}^{k+1}) \\ x_{jm}^{k+1} = 0 & \rho_{jm}^{k+1} > \text{sigmoid}(v_{jm}^{k+1}) \end{cases} \quad (18)$$

式中， ρ_{jm}^{k+1} 为[0,1]之间的随机正实数。

为了加强算法整体的搜索能力，能够使前期及后期均能保持较强的全局搜索能力，则需要将惯性因子设定为动态值。设定惯性因子的范围为 $[w_{\min}, w_{\max}]$ ，将惯性因子初始化为 $w_{\max}$ ，使其随着迭代次数的增加逐渐递减至 $w_{\min}$ ，进一步对惯性权重修正进行改进，加入控制因子 λ 来控制惯性因子变化曲线的平滑度，改进后的计算公式为

$$w = w_{\min} + (w_{\max} - w_{\min}) \exp\left[-\lambda\left(\frac{T}{T_{\max}}\right)^2\right] \quad (19)$$

差分进化算法是一种新兴的基于种群进化的算法，为了进一步提高差分进化算法的搜索性能，对其中的缩放因子和交叉因子进行改进。缩放因子的自适应调整的计算公式为

$$F = F_{\max} - (F_{\max} - F_{\min})\left(\frac{T}{T_{\max}}\right)^2 \quad (20)$$

式中， $F_{\max}$ 取值为0.9； $F_{\min}$ 取值为0.2； $T_{\max}$ 为设定的最大迭代次数； T 为当前迭代的次数。

交叉因子的自适应调整的计算公式为

$$CR = CR_{\min} + (CR_{\max} - CR_{\min})\left(\frac{T}{T_{\max}}\right)^2 \quad (21)$$

式中， $CR_{\max}$ 取值为0.9； $CR_{\min}$ 取值为0.2。

综合以上将差分进化算法有效融合到粒子群算法中，将改进后的PSO-DE算法用于解决多目标含DG配电网的重构问题，具体实现步骤如下：

1) 设置基本参数，包括改进粒子群算法中参数群体规模 M 、最大迭代次数 $T_{\max}$ 、最大惯性因子 $w_{\max}$ 、最小惯性因子 $w_{\min}$ 、控制因子 λ 、加速因子 C_1 和 C_2 ，以及差分进化算法中的最大缩放因子 $F_{\max}$ 、最小缩放因子 $F_{\min}$ 、变异概率上限 $CR_{\max}$

和变异概率下限 $CR_{\min}$ 。

2) 设置迭代的次数计数器 $T=0$ 。

3) 对PSO-DE (PSO) 群体中的个体进行速度、位置的更新，对PSO-DE (DE) 群体中的个体进行变异、杂交以及选择操作。

4) 计算各个优化目标的熵和熵权，得到各个评价指标的主客观综合权重，选出粒子群算法群体中的最佳个体 $g_{best-PSO}$ 以及差分进化算法群体中的最佳个体 $g_{best-DE}$ 。

5) 对 $g_{best-PSO}$ 和 $g_{best-DE}$ 进行比较，选出其中的最佳个体作为下一代进化的依据。重复到步骤3) 直至满足结束条件。

2.2 基于改进PSO-DE算法的含DG配电网重构流程

基于改进PSO-DE算法的含高占比DG的配电网重构的流程图如图1所示。

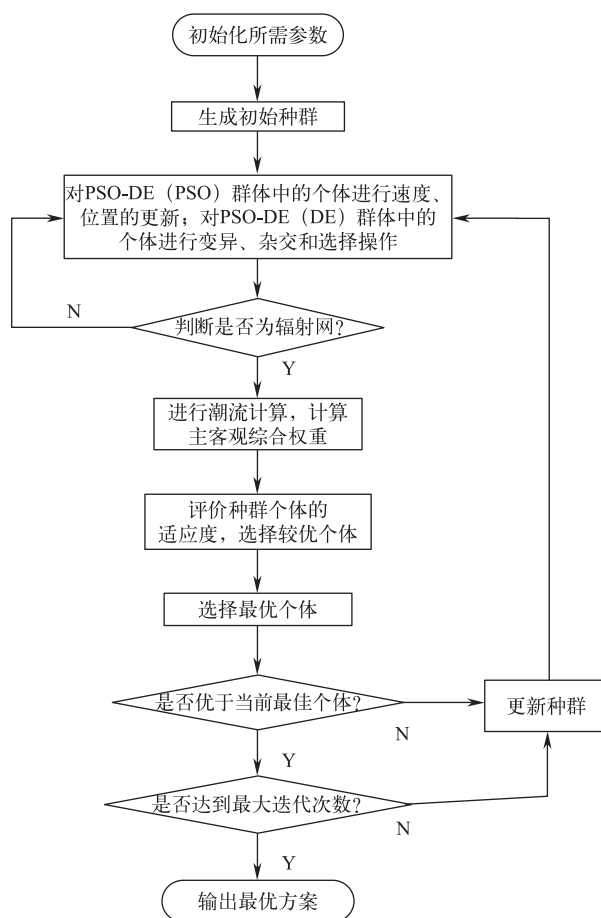


图1 基于改进 PSO-DE 算法的含 DG 的配电网重构

Fig. 1 The reconfiguration process of intelligent distribution network based on improved PSO-DE

3 算例分析

以江苏某地区实际配电网系统为例进行分析，实际配电网系统结构图如图2所示，该配电网系统的额定电压为10 kV，总负荷为 $8\,906.7 + j3\,830\text{ kV}\cdot\text{A}$ 。经过简化，该系统共有24个节点，30条支路以及对应的30个开关，分段开关为图2中实线，联络开关为图2中虚线。将风电场和光伏电站同时接入节点6处，风电场的额定容量为3 250 kW，光伏电站额定容量为1 300 kW，配电网中常规机组的总装机容量为9 500 kW，可以计算得出，该系统的DG占比为32.38%，属于新能源高占比的配电网。

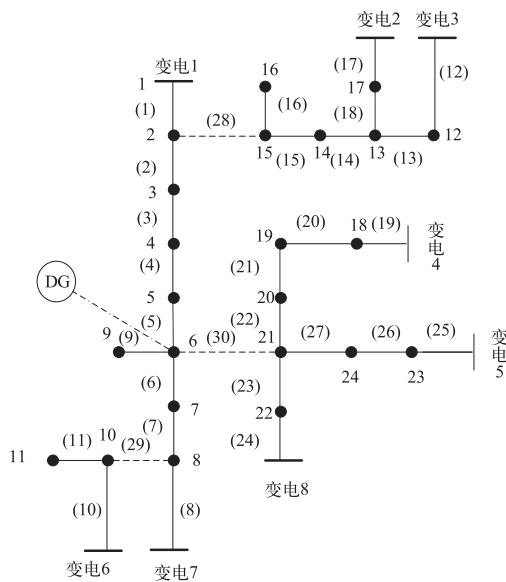


图2 配电网结构图
Fig. 2 Structure diagram of distribution network

利用风电场和光伏电站过去一年的历史数据，在MATLAB中调用ecdf函数得到风电、光伏能源出力的经验分布函数，如图3所示。通过抽样法，分别对风电、光伏出力的经验分布函数进行抽样，各抽取1 000个样本，将每一个风电出力值和一个光伏出力值作为一组，即一个出力场景共有1 000个出力场景。采用K-means聚类法对这1 000个初始出力场景进行削减，得到8个经典出力场景，如图4所示。图中不同颜色代表不同的类，黑色叉号是类中心的标记，即经典出力场景。8个出力场景的具体出力值如表1所示。

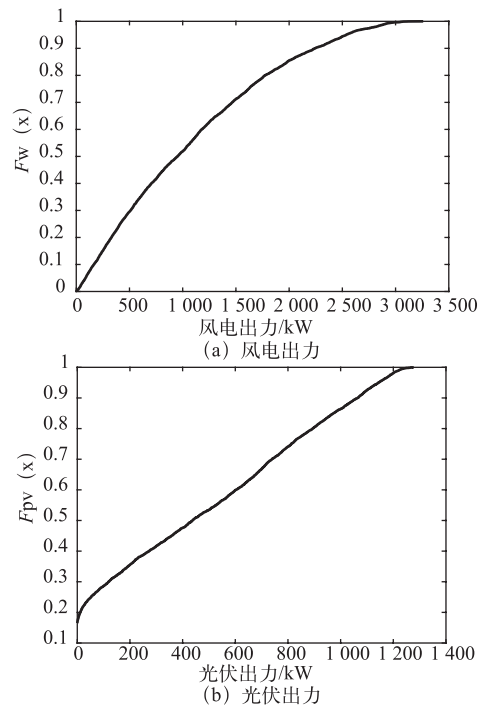


图3 风电、光伏能源出力的经验分布函数
Fig. 3 The empirical distribution function of wind power and photovoltaic energy output

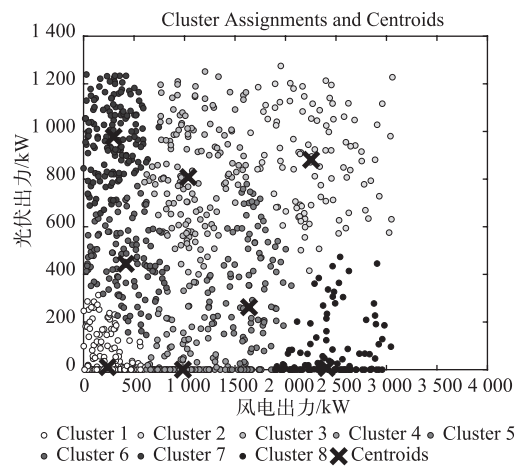


图4 聚类结果与聚类中心
Fig. 4 Cluster assignments and centroids

表1 DG出力场景集
Tab. 1 DG output scenorios

	场景1	场景2	场景3	场景4
风电出力	239	2 253.5	1 037.25	983.75
光伏出力	10.68	881.2	808.25	0.17
	场景5	场景6	场景7	场景8
风电出力	1639	418.87	298.25	2 408
光伏出力	262.41	444.49	977.58	6.83

设置改进粒子群算法中的参数：初始种群规模为50，最大迭代次数为50次，学习因子 $C_1=C_2=2$ ， $w_{\max}=0.9$ ， $w_{\min}=0.4$ ， $\lambda=3$ ， $F_{\max}=0.9$ ， $F_{\min}=0.2$ ， $CR_{\max}=0.9$ ， $CR_{\min}=0.2$ 。配电网重构以有功功率损耗最小为主要目标，综合考虑配电网有功功率网损、电压偏移指数、开关操作次数代价和DG出力风险这四个目标函数，主观权重依次为 $\lambda_1=0.7$ ， $\lambda_2=0.1$ ， $\lambda_3=0.1$ ， $\lambda_4=0.1$ ，在每次迭代中利用熵权理论计算四个目标函数的综合权重，并记录该次迭代中的最优值。

通过仿真分析，改进PSO-DE算法能够完全收敛于最优目标函数值，而且收敛速度均优于粒子群算法和差分进化算法，如图5所示。

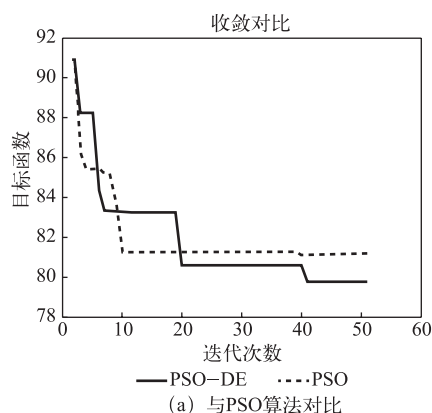
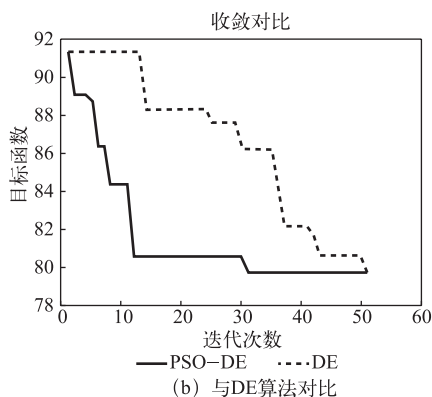


图5 目标函数收敛曲线图

Fig. 5 Convergent curve of objective function

由图5a可以看出粒子群算法容易陷入局部最优中，无法搜索到全局最优解，图5b中的差分进化算法在搜索最后才能搜索到全局最优解，收敛速度和搜索性能较差。

本文通过风光功率出力模型得到8个不同出力场景，对DG不同渗透率的情况进行算例分析，不同场景下的DG出力渗透率如表2所示。选取4个不同渗透率的典型场景，重构结果如表3所示。

表2 不同场景下的 DG 渗透率

Tab. 2 Penetration of DG under different scenarios

	场景 1	场景 2	场景 3	场景 4
出力总和 /kW	249.68	3 134.7	1 845.5	983.92
渗透率 (%)	2.8	35.2	20.72	11.04
	场景 5	场景 6	场景 7	场景 8
出力总和 /kW	1 901.41	863.36	1 275.83	2 414.83
渗透率 (%)	21.35	9.69	14.33	27.11

表3 不同渗透率下含 DG 的配网重构

Tab. 3 Reconstruction scheme of distribution network with DG under different permeability

有效渗透率 (%)	断开的开关组合	总目标值	网损 / kW	电压偏移指数	开关操作次数
11.04	5,13,22,27,28,29,30	22.859 4	32.646 7	0.001 1	3
21.35	5,13,22,28,29,30	19.467 3	25.544 6	0.00 8	4
27.11	5,13,22,27,28,29,30	13.273 9	18.465 5	0.000 5	3
35.2	6,13,20,27,28,29,30	9.544 5	12.568 0	0.000 3	3
0	5,13,21,27,28,29,30	31.746 0	39.432 3	0.001 2	2

根据表3所示结果可知，接入DG之后，不论有效渗透率的大小，配电网重构的结果与未接DG的重构结果相比，均能减小配电网有功网损与电压偏移指数。在考虑高比例DG接入后的出力风险情况下，相同位置接入不同容量的DG得到的最优方案也不尽相同。在允许范围内，当接入的DG容量大于接入点及子节点上的所有负荷总值时，接入的DG容量越大，重构后的配电网网损降低得越多，提高节点电压水平的效果也更佳明显，说明高比例DG接入配电网后虽然有一定出力波动风险，但更大程度上能改善重构方案目标函数，提高配电网供电质量。

为研究DG接入点对网络的影响，将风电场和光伏电站分别接入到负荷较重的节点6、8、13、18和19处，采用改进PSO-DE算法对实际网络进行重构，综合多次仿真运行结果，得到DG不同接入

位置时配电网重构的优化方案,如表4所示。

表4 DG不同接入点的配电网重构优化方案

Tab. 4 Reconfiguration optimization scheme of distribution network with DG

DG接入位置	断开的开关组合	总目标函数值	有功功率网损/kW	电压偏移指数	开关操作次数
6	2,13,15,21,23,27,29	19.137 9	23.422 3	0.000 5	4
8	3,13,15,21,27,29,30	24.805 2	30.506 4	0.000 8	4
13	6,13,18,21,27,29,30	28.589 1	35.361 3	0.000 8	3
18	5,13,23,27,28,29,30	24.615 8	30.519 7	0.000 7	2
19	5,6,13,23,27,28,29	19.620 7	24.150 8	0.000 4	3
不含DG	5,13,21,27,28,29,30	31.746 0	39.432 3	0.001 2	2

从表4中看出,随着DG接入位置的不同,最优重构方案也不尽相同,当接入位置为节点6时,重构之后的总目标函数值最小,比未接入DG的方案减小39.72%,有功功率网损降低了40.60%,电压偏移指数减小了58.33%,说明DG加入配电网之后,大幅降低了配电网有功功率损耗,提高了节点电压的稳定性。综合考虑DG的接入位置对配电网重构的影响,发现当DG接入位置处于负荷中心时,其重构后的效果最好。

4 结束语

本文针对高比例分布式能源接入配电网后的重构问题,提出基于熵权理论和PSO-DE算法的含DG配电网重构,主要优势体现在以下方面:

1) 通过风电场和光伏电站的历史数据拟合了风电、光伏能源的出力分布曲线,利用先抽样再聚类的方法得到了风光出力场景。通过实际算例分析,8个出力场景能够有效覆盖风光出力可能性,很好地描述了分布式能源出力的随机性。

2) 研究了将粒子群算法与差分进化算法有效结合的改进算法,对算法中的重要参数采用动态更新设置,并采用基于熵权模型的主客观权重法对优化重构方案进行评价。算例结果表明,本文方法提高了求解的全局搜索性能和收敛速度。

3) 在充分考虑分布式电源出力随机性的基础

上建立了包含配电网有功网损、电压偏移指数、开关操作次数代价以及分布式电源出力风险指标的多目标重构模型。通过实际算例分析,本文提出的方法能有效降低配电网的有功功率损耗,改善节点电压水平,提高供电质量和可靠性。

参考文献

- [1] 舒印彪,张智刚,郭剑波,等. 新能源消纳关键因素分析及解决措施研究[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(1): 1-9.
- [2] 陈永进. 基于混合整数凸规划的有源配电网重构与无功电压协调优化[J]. 电力电容器与无功补偿, 2020, 41(6): 21-29.
- [3] 徐俊俊,吴在军,周力,等. 考虑分布式电源不确定性的配电网鲁棒动态重构[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(16): 4715-4725, 4976.
- [4] 马丽叶,王玉翠,王楚通. 主动配电网中计及网络重构的分布式电源鲁棒规划[J]. 电力系统自动化, 2018, 42(11): 94-101.
- [5] 闫群民,张田,朱娟娟,等. 基于多智能体伪并行遗传算法的小水电无功优化研究[J]. 电力电容器与无功补偿, 2021, 42(1): 18-24.
- [6] 李飞,邱正美,马丽. 配电网重构算法综述[J]. 电网与清洁能源, 2011, 27(12): 76-80.
- [7] 余志强,王淳. 基于含衰老和竞争机制的粒子群算法的配电网重构[J]. 华东电力, 2014, 42(6): 1158-1163.
- [8] 朱俊澎,顾伟,张韩旦,等. 考虑网络动态重构的分布式电源选址定容优化方法[J]. 电力系统自动化, 2018, 42(5): 111-119.
- [9] 胡俊,肖健梅,网锡淮. 基于差分变异的混合蛙跳算法在配电网重构中的应用[J]. 电网与清洁能源, 2014, 30(6): 5-10.

作者简介

徐野驰(1994—),男,硕士,主要研究方向:电力系统优化运行与控制等。

(收稿日期:2021-06-15)

基于熵权理论和PSO-DE算法的含DG配电网重构 P1

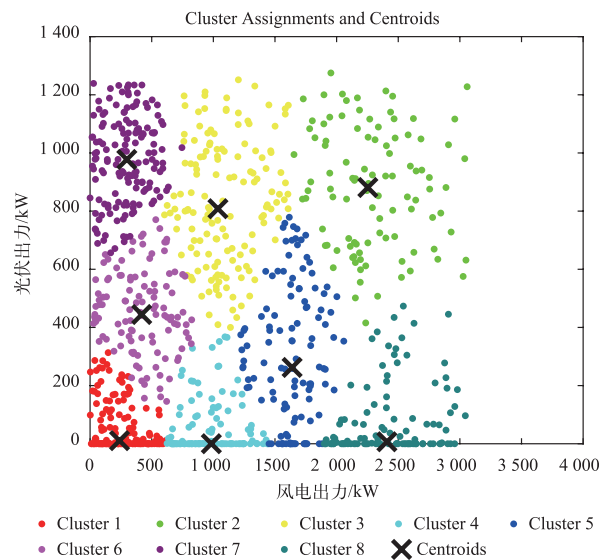


图 4 聚类结果与聚类中心

一种铁路机车检修电源研究 P9

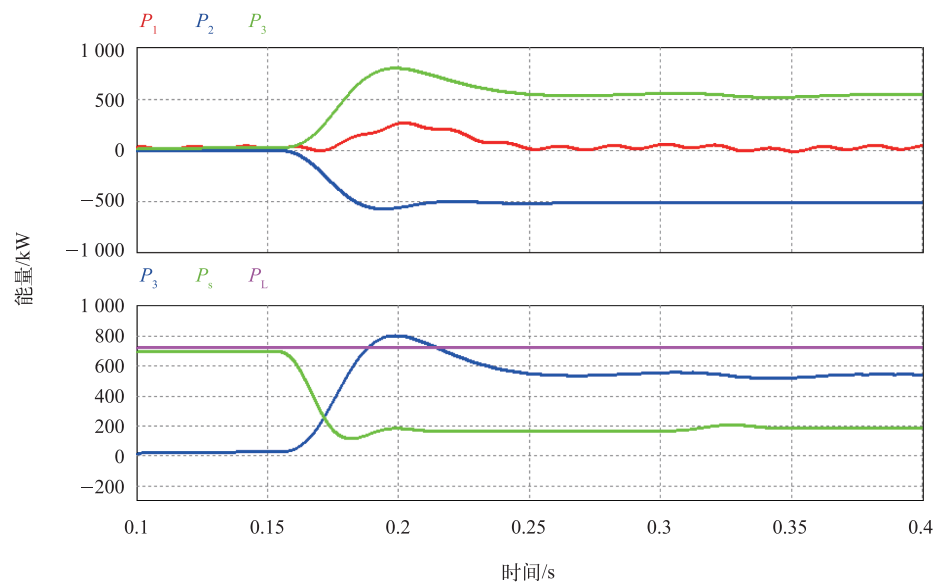


图 8 反向能量流控制