

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.190089

基于改进 NSGA-II 算法的含分布式电源配电网无功优化

张晓英¹, 张艺¹, 王琨², 张蜡宝³, 陈伟¹, 王晓兰¹

(1. 兰州理工大学 电气工程与信息工程学院, 甘肃 兰州 730050; 2. 国网甘肃省电力公司电力科学研究院, 甘肃 兰州 730050; 3. 南京大学 电子科学与工程学院, 江苏 南京 210093)

摘要: 针对含分布式电源(DG)的配电网无功优化的问题, 为更准确地描述 DG 出力的不确定性, 基于加权高斯混合分布(WGMD)和 Beta 分布分别构建风电 DG 和光伏 DG 的出力模型。采用结合切片采样算法的马尔科夫链蒙特卡洛模拟法进行潮流计算。建立以系统有功网损最小、节点电压总偏差最小为目标函数的多目标无功优化模型, 并采用改进的非支配排序遗传算法(NSGA-II)对该优化模型进行求解。通过改进的 IEEE 33 节点系统的仿真验证了所提方法的可行性和有效性。

关键词: 分布式电源; 配电网无功优化; 加权高斯混合分布; 切片采样算法; 改进的 NSGA-II 算法

Reactive power optimization of distribution network with distributed generations based on improved NSGA-II algorithm

ZHANG Xiaoying¹, ZHANG Yi¹, WANG Kun², ZHANG Labao³, CHEN Wei¹, WANG Xiaolan¹

(1. College of Electrical and Information Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China;
2. State Grid Gansu Electric Power Company Electric Power Research Institute, Lanzhou 730050, China;
3. School of Electronic Science and Engineering, Nanjing University, Nanjing 210093, China)

Abstract: To more accurately describe the uncertainty of the DG power, this paper respectively establishes the output models of wind power DG and photovoltaic DG based on the Weighted Gauss Mixed Distribution (WGMD) and Beta distribution to solve the problem of reactive power optimization in the distribution network with Distributed Generations (DG). In the meantime, the Markov Chain Monte Carlo method combined with slice sampling algorithm is used for power flow calculation. The multi-objective reactive power optimization model which takes the minimum loss of the active power and minimum total voltage deviation of bus as objective function is established. And the improved Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm (NSGA-II) is used to solve the optimization model. The feasibility and effectiveness of the proposed method is verified by the simulation of an improved IEEE33 node system.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 51867015 and No. 51767017).

Key words: distributed generation; reactive power optimization of distribution network; weighted Gauss mixture distribution; slice sampling algorithm; improved NSGA-II algorithm

0 引言

根据《2018 年全球分布式能源行业现状分析》中的描述, 预计到 2026 年全球分布式电源(Distributed Generation, DG)的装机容量将增至 528.4 GW。大量 DG 的接入使配电网由传统单电源、

辐射状结构变为多电源的复杂结构, 给配电网的节点电压、潮流分布、电能质量及系统稳定性造成一定的影响^[1-3]。对含分布式电源的配电网进行无功优化可以有效地提高电能质量并降低系统网损, 同时能够保证配电网安全稳定地运行^[4]。因此, 研究含分布式电源的配电网无功优化问题具有重要的意义^[5]。

配电网的无功优化问题是一个多目标非线性问题的集合^[6]。随着分布式电源接入电网, 对于分布式电源出力模型的构建成为配电网无功优化问题的基础, 同时在无功优化过程中潮流计算也是重要环

基金项目: 国家自然科学基金项目资助(51867015, 51767017); 甘肃省基础研究创新群体项目资助(18JR3RA133); 甘肃省高校协同创新团队项目资助(2018C-09)

节之一。文献[7]为改善无功平衡,定义了配电网分区负载率的概念,从配电网无功分区和变电站自动控制系统两个方面出发,采用遗传算法和直接法进行优化和潮流计算。文献[8]提出了一种多类型分布式电源的选址定容规划方法,并采用自适应遗传算法对优化模型进行求解,在考虑经济效益的基础上为分布式发电的规划设计提供重要的参考依据。文献[9]将混沌理论与猫群算法相结合,提出了一种改进猫群算法,避免了模型求解陷入局部最优的问题。

从已有的研究中可以看出,对于配电网无功优化问题多以潮流计算或智能优化算法其中一个角度切入。在此基础上,本文将分布式电源建模、潮流计算和优化模型求解方法联系起来,采用加权高斯混合分布(WGMD)和 Beta 分布分别进行风电 DG 和光伏 DG 建模,以改善风电 DG 和光伏 DG 的拟合效果,并采用基于切片采样的概率潮流法进行潮流计算,以获得更快的计算速度和更精确的研究数据。在配电网无功优化模型的求解过程中,采用了一种引入正态分布交叉算法和改进自适应变异方式的 NSGA-II 算法进行求解。改进的 NSGA-II 算法克服了传统优化算法的缺点,计算精度更高、收敛速度更快。在对 IEEE-33 节点系统进行分布式电源接入系统的改造后进行仿真分析,结果验证了本文所提方法的有效性。

1 分布式电源的概率模型

1.1 基于加权高斯混合分布的风电概率模型

风速模型可由多种分布来描述,其中威布尔(Weibull)分布^[10]、瑞利(Rayleigh)分布^[11]和伽马(Gamma)分布^[12]为应用较为广泛的几种方法。

选取某地区全年风速样本数据,拟合结果如图 1 所示。可以清楚地看到,三种分布拟合出的曲线

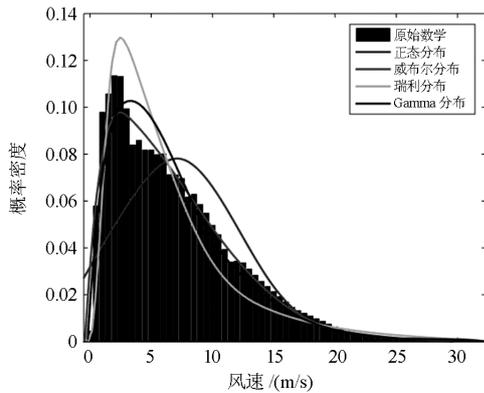


图 1 某地区全年风速各分布函数概率密度曲线
Fig. 1 Probability density curve of annual wind speed in a certain area

虽然能够大致反映风速的分布情况,但所得拟合结果只能描述出风速波动中的一个峰值,并不能很好地反映原始数据中风速的上下波动。

为了更准确地描述风电出力的不确定性,本文在高斯混合分布的基础上,采用加权高斯混合分布^[13](Weighted Gaussian Mixture Distribution, WGMD)将多个高斯分布函数组合在一起,由此来近似描述大量复杂的数据分布,并通过不同权值的高斯分布来拟合风速的波动特性,提高风速概率模型的精确度,模型参数通过 DAEM 算法进行求解^[14]。

如图 2 所示,分别采用三阶和五阶加权高斯混合风速模型进行拟合,可以看出模型阶数越高拟合效果越好,故本文采用五阶加权高斯混合风速模型。

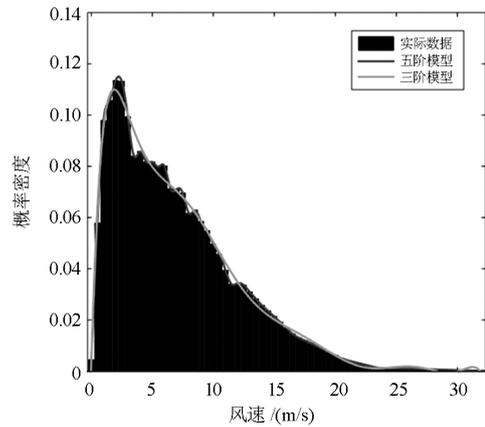


图 2 加权高斯混合分布函数概率密度曲线拟合图
Fig. 2 Probability density curve of WGMD

合理地选取风速模型并考虑了风速的概率特性后,通过风电机组输出功率的概率密度函数来求得风电出力。

$$f(P_w) = \begin{cases} \int_0^{x_{ci}} f(x)dx + \int_{x_{co}}^{\infty} f(x)dx & P_w = 0 \\ \frac{k}{k_1 c} \exp \left[-\left(\frac{P_w - k_2}{k_1 c} \right)^k \right] \left(\frac{P_w - k_2}{k_1 c} \right)^{k-1} & 0 < P_w < P_c \\ \int_x^{\infty} f(x)dx & P_w = P_c \end{cases} \quad (1)$$

其中:

$$k_1 = \frac{P_c}{x_r - x_{ci}} \quad (2)$$

$$k_2 = k_1 x_{ci} \quad (3)$$

式中: P_c 为风电机组额定功率; x_{ci} 为切入风速; x_{co}

为切出风速; x_r 为额定风速。

1.2 光伏电站的出力概率模型

针对光照强度的建模主要有正态分布^[15]和 Beta 分布^[16]等。其中, 以考虑了一定周边环境因素的 Beta 分布建模使用最为广泛。

一段时间内太阳能光照强度近似服从 Beta 分布, 即

$$f(\rho) = \frac{\Gamma(\alpha + \beta)}{\Gamma(\alpha)\Gamma(\beta)} \left(\frac{\rho}{\rho_{\max}}\right)^{\alpha-1} \left(1 - \frac{\rho}{\rho_{\max}}\right)^{\beta-1} \quad (4)$$

式中: ρ_{\max} 为某一时段内的最大光照强度; ρ 为这一时段实际的光照强度 (W/m^2); α 、 β 为 Beta 分布的形状参数, $\Gamma(\cdot)$ 为伽玛函数。

对于一个包含有 N 个电池组件的太阳能阵列, 其总的输出功率为

$$P_N = \rho A \eta \quad (5)$$

式中: A 为光伏电池阵列的总面积; η 为光伏阵列的光电转换效率。

选取某地区 6:00—18:00 的光照数据进行分析。采用 Beta 分布对光伏电站光照强度进行拟合, 同时与正态分布进行比较。如图 3 所示, 在光照强度的拟合中, Beta 分布的拟合效果更好。

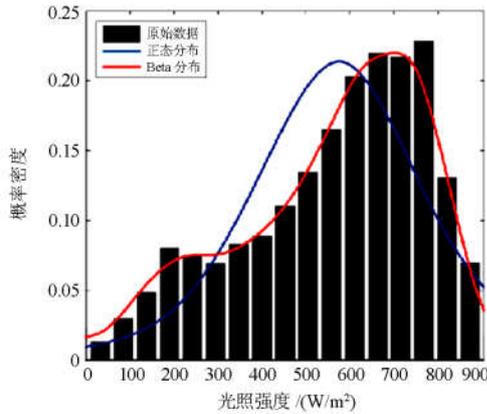


图 3 某地区 6:00—18:00 光照强度拟合效果

Fig. 3 Light intensity curve of 6:00—18:00

2 基于切片采样算法的含分布式电源概率潮流计算

1974 年, Borkowska 提出了概率潮流计算的方法, 目的是为了能够更好地解决电力系统不断发展所带来的各种随机因素。到目前为止, 概率潮流的计算方法已经得到了充分发展, 常用的概率潮流算法主要可以分为三大类, 分别为近似法、解析法和模拟法^[17]。由于近似法求解概率潮流主观性较大,

解析法为保证变量间相互独立计算精度不高。因此, 本文采用模拟法中的马尔科夫链蒙特卡洛(Markov Chain Monte Carlo, MCMC)法进行潮流计算。当采样规模足够大时, 该算法计算精度高, 但是 MCMC 法在计算精度高的同时, 采样规模也会随之增大, 这使得该算法计算时间长和计算成本高。为了缩短 MCMC 法的计算时间和计算成本, 本章采用基于切片采样算法的 MCMC 法进行概率潮流计算, 不仅有效解决了分布式电源与负荷的随机性问题, 而且在保证计算精度的同时提高了计算速度, 减少了计算成本。

2.1 切片采样算法

1993 年, Besag 和 Green 初次将切片采样算法应用于统计科学领域。切片采样(Slice Sampling)是基于马尔科夫链蒙特卡洛(MCMC)采样方法而产生的采样算法, 它在 MCMC 算法的基础上引入了辅助变量。与常用的 Gibbs 采样算法相比, 切片采样算法在采样过程中, 因为采样方式更加灵活、能够获得更为精确的采样数据, 而且在相同的采样规模下, 切片采样算法的收敛性和稳定性更好, 应用范围更广^[18]。

假设输入随机变量服从分布 $f(x)$, 给定初始采样值 $x^{(0)}$, 则对于 MCMC 抽样得到的 N 个采样值 $x^{(1)}, x^{(2)}, \dots, x^{(N)}$ 满足:

$$x^{(n)} \sim f(x | x^{(n)}) \quad (6)$$

将辅助变量 u 引入 MCMC 采样算法, 则函数表达式可表示为

$$f^*(x, u) = \begin{cases} 1 & \text{if } u \in [0, f(x)] \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

其中, 辅助变量 u 和采样值 x 分别定义为

$$u^{(n)} \sim f(u | x^{(n)}) = U_{[0, f(x^{(n)})]}(u) \quad (8)$$

$$x^{(n)} \sim f(x | u^{(n)}) = U_A(x) \quad (9)$$

式中, U 为区间 $A = \{x; f(x) \geq u^{(n)}\}$ 上的均匀分布。

切片采样如图 4 所示, 由前一个采样值确定后一个采样值的过程主要由四步完成, 分别如下。

(1) 给定初始采样值 $x^{(0)}$ 。

(2) 切片生成: 在区间 $A = [0, f(x^{(0)})]$ 上均匀抽取实数 u 。在采样的过程中, 辅助变量 u 定义切片 S , 且辅助变量会随着采样范围变化而变化。

(3) 区间确定: 在采样点 $x^{(0)}$ 附近确定出采样区间, 使采样区间包含切片区间 $S = \{x; f(x) > f(x^{(0)})\}$ 的全部或大部, 采样区间示意图如图 5 所示。

(4) 样本采样: 在区间 A 中的切片上抽取获得新的采样值 $x^{(i)}$, 作为服从分布 $f(x)$ 的随机变量的样本值。

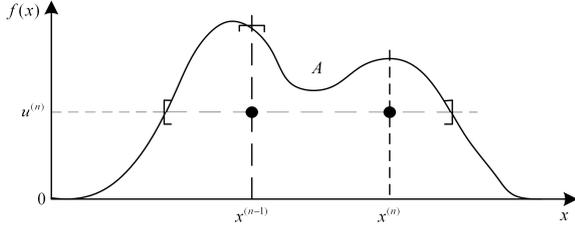


图 4 切片采样原理示意图

Fig. 4 Schematic diagram of slice sampling

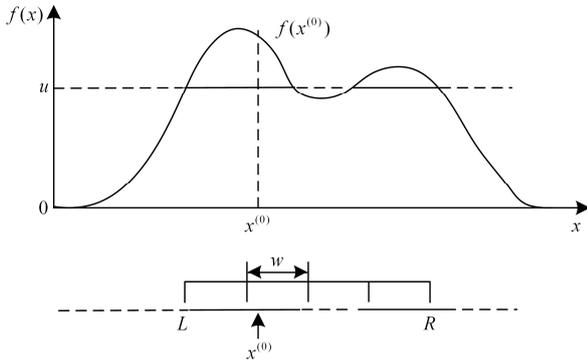


图 5 采样区间示意图

Fig. 5 Sampling interval diagram

2.2 基于切片采样算法的概率潮流计算流程

通过对切片采样原理的介绍, 基于该采样算法的 MCMC 法求解含分布式电源的概率潮流的计算流程如下。

(1) 建立风电 DG 和光伏 DG 概率模型, 相关建模过程已在本文第 1 部分作出了详细分析。

(2) 切片生成。即在区间 $(0, f(x))$ 上确定实数 y 用来生成切片 S (切片 S 应包含初始采样值)。

(3) 区间确定。即在 $x^{(0)}$ 周围找到一个区间 $A=(L, R)$ 并且要包含切片 S 的大部分区域。

(4) 样本生成。假设采样规模为 N , 采用切片采样算法对风电 DG 和光伏 DG 出力概率模型 $f_w(x)$ 、 $f_v(x)$ 和服从正态分布的负荷模型 $f_l(x)$ 进行采样, 得到各变量的马尔科夫链 $[P_w, P_v, P_l, Q_l]$ 。假设风电 DG 和光伏 DG 采用恒功率因数控制 ($\cos \varphi_w = 0.95$, $\cos \varphi_v = 0.9$), 则

$$Q = P \cdot \tan \varphi \quad (10)$$

由式(10)即可求出风电 DG 和光伏 DG 的马尔科夫链 Q , 并由此得到概率潮流计算所需的各种随机变量的样本空间。

进行概率潮流计算。假设风电 DG 和光伏 DG 接入节点为 PQ 节点, 把样本空间 $[P_w, Q_w, P_v, Q_v, P_l, Q_l]$ 中各组样本值依次代入牛顿拉夫逊潮流计算式中求出各节点和支路的潮流样本。

3 含分布式电源的配电网无功优化模型

3.1 目标函数

本文在进行配电网无功优化时, 同时考虑系统网损和系统节点电压总偏差最小这两个目标函数, 两者结合得出配电网无功优化模型的多目标函数。

1) 系统网损 f_{loss}

$$f_{\text{loss}} = \sum_{i,j \in N} g_{ij} (U_i^2 + U_j^2 - 2U_i U_j \cos \theta_{ij}) \quad (11)$$

式中: N 为节点数; i 、 j 为节点标号; g_{ij} 为节点 i 、 j 之间支路导纳; U_i 、 U_j 分别为节点 i 、 j 的电压幅值; θ_{ij} 为节点 i 、 j 电压相角差。

2) 系统节点电压总偏差

$$f_{\Delta u} = \sum_{k=1}^n \frac{|U_k - U'_k|}{U_{k \max} - U_{k \min}} \quad (12)$$

式中: U_k 为节点 k 的电压幅值; U'_k 为节点 k 的基准值; $U_{k \max}$ 、 $U_{k \min}$ 分别为节点 k 允许的电压上限和电压下限。

将式(11)和式(12)结合, 得到多目标函数为

$$F = f_{\text{loss}} + f_{\Delta u} = \min[\eta_1 f_{\text{loss}} + \eta_2 f_{\Delta u}] \quad (13)$$

式中, η_1 、 η_2 为权重系数, 且满足:

$$\begin{cases} \eta_1 + \eta_2 = 1 \\ 0 \leq \eta_1 \leq 1 \\ 0 \leq \eta_2 \leq 1 \end{cases} \quad (14)$$

权重系数根据层次分析(APH)法^[19]进行选择。

3.2 约束条件

配电网无功优化的约束条件主要分为两类: 等式约束和不等式约束。

1) 等式约束, 系统潮流方程。

$$\begin{cases} P_{Gi} - P_{Li} = U_i \sum_{j=1}^n U_j (G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \sin \theta_{ij}) \\ Q_{Gi} - Q_{Li} = U_i \sum_{j=1}^n U_j (G_{ij} \sin \theta_{ij} + B_{ij} \cos \theta_{ij}) \end{cases} \quad (15)$$

式中: P_{Gi} 、 P_{Li} 分别为节点 i 的电源输出的有功功率和负荷消耗的有功功率; Q_{Gi} 、 Q_{Li} 分别为节点 i 的电源无功功率和负荷无功功率; G_{ij} 、 B_{ij} 分别为节点 i 、 j 之间的电导和电纳。

2) 不等式约束, 节点电压约束、无功补偿容量约束和分布式电源出力约束。

$$\begin{cases} U_{i,\min} \leq U_i \leq U_{i,\max} \\ Q_{i,\min} \leq Q_i \leq Q_{i,\max} \\ P_{DGi,\min} \leq P_{DGi} \leq P_{DGi,\max} \\ Q_{DGi,\min} \leq Q_{DGi} \leq Q_{DGi,\max} \end{cases} \quad (16)$$

式中: U_i 为第 i 个节点的节点电压幅值; Q_i 为第 i 个节点的补偿容量; P_{DGi} 、 Q_{DGi} 分别为分布式电源有功出力 and 无功出力。

4 改进的 NSGA-II 算法

在以往非支配排序遗传算法(NSGA-II)的交叉过程中,常用模拟二进制交叉算子(SBX)产生子代^[20]。但大量研究表明,采用 SBX 方法在一些情况下无法避免搜索范围有限以及进化过程中不稳定等问题。

同时,对于大多数非线性优化问题,传统的 NSGA-II 算法普遍采用 Deb 提出的多项式变异方式^[21],但在多项式变异方式中变异算子含有随机参数和主观参数,这就使得变异过程随机性较大且收敛速度较慢。本文所采用的改进 NSGA-II 算法针对以上两个问题做出了相应的改善。

4.1 NSGA-II 的改进

本文采用一种改进的 NSGA-II 算法^[22]求解配电网无功优化模型,此方法在传统非支配排序遗传算法的基础上从两方面进行了改进。

1) 在改进的 NSGA-II 算法在交叉过程中引入正态分布交叉算子(NDX),可以有效增强算法的空间搜索能力。

假定父代为 p_1 、 p_2 ,利用 NDX 产生子代为 o_1 、 o_2 。对于第 i 个变量,其交叉过程如下:

产生一个随机数 $r \in (0,1]$

当 $r \leq 0.5$ 时:

$$\begin{cases} o_{1,i} = \frac{p_{1,i} + p_{2,i}}{2} + \frac{1.481(p_{1,i} - p_{2,i})|N(0,1)|}{2} \\ o_{2,i} = \frac{p_{1,i} + p_{2,i}}{2} - \frac{1.481(p_{1,i} - p_{2,i})|N(0,1)|}{2} \end{cases} \quad (17)$$

当 $r > 0.5$ 时:

$$\begin{cases} x_{1,i} = \frac{p_{1,i} + p_{2,i}}{2} - \frac{1.481(p_{1,i} - p_{2,i})|N(0,1)|}{2} \\ x_{2,i} = \frac{p_{1,i} + p_{2,i}}{2} + \frac{1.481(p_{1,i} - p_{2,i})|N(0,1)|}{2} \end{cases} \quad (18)$$

式中, $|N(0,1)|$ 为正态分布随机变量。

2) 在改进的 NSGA-II 算法中,提出一种改进的自适应调整变异方式,不仅能够提升收敛速度,还能提高种群的多样性和稳定性,从而使得 Pareto 边界分布更优。

种群中个体的变异概率定义为

$$P_n(X_i) = 2 \cdot \bar{P}_n - e(X_i) \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (19)$$

$$e(X_i) = \frac{E(X_i)}{\sum_{j=1}^N E(X_j)} \bar{P}_n \cdot N \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (20)$$

由以上两式不难得出

$$\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N P_n(X_j) = \bar{P}_n \quad (21)$$

其中: $e(X_i)$ 为个体 X_i 的适应度; $E(X_i)$ 为个体 X_i 的适应度评价函数; P_n 为个体变异概率; \bar{P}_n 为平均变异概率; N 为个体数。

4.2 算法合理性验证

本文采用多目标优化测试函数 ZDT3 和 ZDT4^[23],对所提改进的 NSGA-II 算法进行测试,验证算法的有效性和可行性。

ZDT3 的测试函数表达式为

$$\begin{cases} \min f_1(x_1) = x_1 \\ \min f_2(x) = g(1 - \sqrt{f_1/g} - (f_1/g)\sin(10\pi f_1)) \\ g(x) = 1 + 9 \sum_{i=2}^m (m-1) \\ \text{s.t. } 0 \leq x_i \leq 1, i = 1, 2, \dots, 30 \end{cases} \quad (22)$$

其中,决策变量 m 为 30。

ZDT4 的测试函数表达式为

$$\begin{cases} \min f_1(x) = x_1 \\ \min f_2(x) = g(x) \left[1 - \sqrt{x_1/g(x)} \right] \\ g(x) = 1 + 10(n-1) + \sum_{i=2}^n [x_i^2 - 10 \cos(4\pi x_i)] \end{cases} \quad (23)$$

其中,决策变量 m 为 10。

本文采用 Deb 提出的 iGD (反向世代距离)来衡量算法的收敛性。假设 P^* 在目标空间沿着 Pareto 前沿均匀分布, Pareto 近似前沿 P 与 P^* 之间的距离定义为 iGD , 有

$$iGD(P, P^*) = \frac{\sum_{p \in P^*} d(p, P)}{|P^*|} \quad (24)$$

式中, $d(p, P)$ 为 $p \sim P$ 的最小欧氏距离。

此外,采用 Deb 提出的 Δ (多样性)衡量二维空间中的个体分布情况, 有

$$\Delta = \frac{d_f + d_l + \sum_{i=1}^{N-1} |d_i - \bar{d}|}{d_f + d_l + (N-1)\bar{d}} \quad (25)$$

式中: d_f 和 d_l 是 Pareto 解集中 P 的边界解和 P^* 的边界解之间的欧式距离; d_i 是在 Pareto 解集 P 中相

邻解的距离; \bar{d} 是所有 d_i 的平均值, $i=1,2,\dots,N-1$ 。假设非支配前沿上有 N 个最优解, 则必存在 $N-1$ 个连续的欧式距离。

本文利用 ZDT3、ZDT4 对所提改进的 NSGA-II 算法进行测试。其中种群规模为 100, 最大迭代次数为 250 次, 以上算法的函数评价次数均为 25 000 次。搜索完成后得到的 Pareto 解集规模均为 100。NSGA-II 中参数交叉发生的概率取 0.9, 变异发生的概率为 $1/n$ 。将计算所得的指标数据与文献[24]中传统 NSGA-II 算法的指标数据进行对比, 结果如表 1 和表 2 所示。

表 1 收敛性指标比较

Table 1 Comparison of convergence index

算法测试函数		ZDT3	ZDT4
NSGA-II 算法	M (平均值)	0.114 50	0.513 05
改进的 NSGA-II 算法	M (平均值)	0.006 38	0.497 21
PSO 算法	M (平均值)	0.125 85	0.553 40

表 2 多样性指标比较

Table 2 Comparison of diversity index

算法测试函数		ZDT3	ZDT4
NSGA-II 算法	M (平均值)	0.738 54	0.702 61
改进的 NSGA-II 算法	M (平均值)	0.614 25	0.592 58
PSO 算法	M (平均值)	0.756 43	0.732 45

利用改进 NSGA-II 算法得到在 ZDT3 和 ZDT4 的 Pareto 解如图 6 和图 7 所示。

本文采用 iGD 和 Δ 来衡量算法的收敛性和分布均匀程度, 由表 1 和表 2 可以看出, 改进的 NSGA-II 算法在测试函数上表现出的收敛性和分布均匀程度相较于 PSO 算法和 NSGA-II 算法更好。通过图 6 和图 7, 从可视化角度观察能够看出, 本

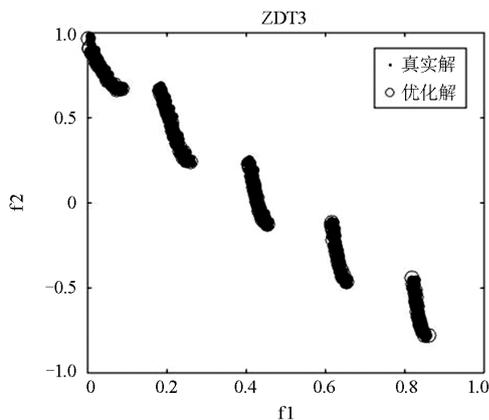


图 6 改进的 NSGA-II 算法在 ZDT3 中的 Pareto 解

Fig. 6 Pareto solution of the improved NSGA-II algorithm in ZDT3

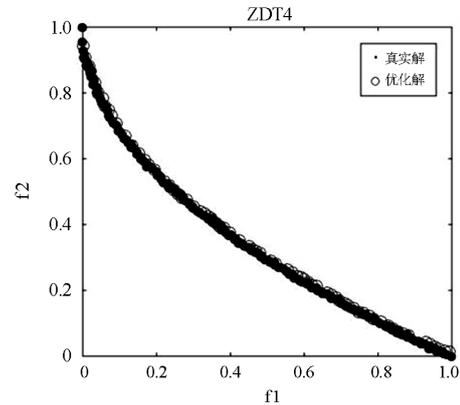


图 7 改进的 NSGA-II 算法在 ZDT4 中的 Pareto 解

Fig. 7 Pareto solution of the improved NSGA-II algorithm in ZDT4

文所采用的改进的 NSGA-II 算法在 ZDT3 和 ZDT4 测试函数上求得的 Pareto 最优解分布均匀, 几乎覆盖了所有真实解。结合图表分析, 可以得出改进的 NSGA-II 算法在求解多目标问题时, 能够获得更好的 Pareto 最优解。

4.3 改进的 NSGA-II 算法求解配电网无功优化模型

通过改进的 NSGA-II 算法对配电网无功优化模型进行求解, 求解过程如下:

- (1) 输入各项原始数据;
- (2) 对控制变量进行实数编码;
- (3) 进行种群初始化, 此时进化代数为 0 代;
- (4) 按照第 2 节中描述的基于切片采样算法的概率潮流计算步骤进行潮流计算, 得到各节点电压数据等;
- (5) 进行非支配排序和拥挤度计算;
- (6) 通过二进制锦标赛选择法得到一定数目的父代个体, 对选择得到的父代个体进行交叉变异;
- (7) 通过得到的子代个体数据与开始所选取的父代个体数据合并, 进行非支配前沿排序和个体拥挤度的计算, 然后选择表现较好的个体数据构成新的种群;

(8) 判断新构成的种群是否满足收敛条件, 若满足则跳出循环, 否则返回步骤(4)开始新一轮的计算。

算法的流程图如图 8 所示。

5 仿真实验

本文采用图 9 所示 IEEE 33 节点系统进行测试, 该系统线路参数及节点注入功率可参见文献[25]。在节点 12 接入 500 kW 的风电 DG, 在节点 28 接入 100 kW 的光伏 DG, 风速数据和光照数据采用第一节中建模所用数据, 并采用恒定功率因数的工作方

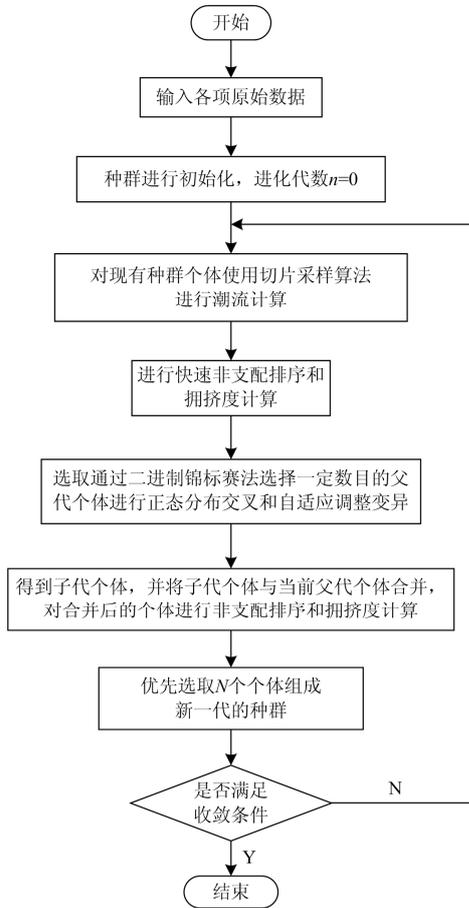


图 8 多目标无功优化求解流程图

Fig. 8 Multi-objective reactive power optimization solution flow chart

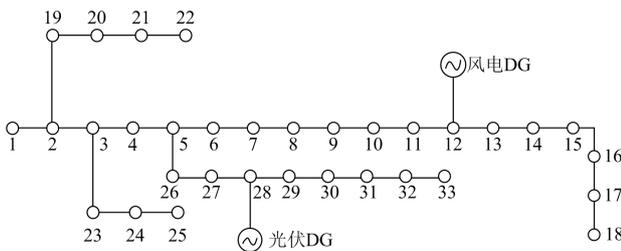


图 9 IEEE33 节点系统

Fig. 9 IEEE33 node system

式。通过灵敏度分析原则选取 4 个节点为无功补偿节点, 每个节点最多可允许安装 10 组并联电容器, 每组并联电容器的容量为 100 kvar。

5.1 切片采样算法的稳定性和精确性分析

为验证切片采样算法的稳定性和精确性, 利用切片采样算法和 Gibbs 采样算法分别以 33 号节点电压幅值为例进行比较。通过图 10 和图 11 可以看出, 切片采样算法不论是收敛速度还是收敛稳定性、精确性, 相较于 Gibbs 采样法都有明显的提升。

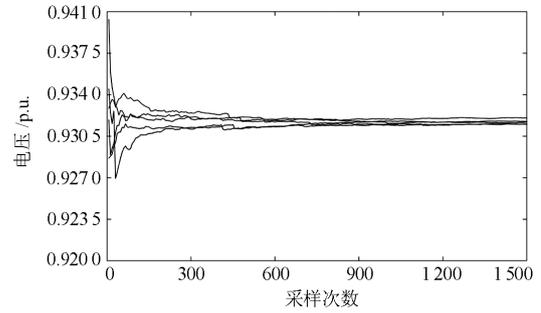


图 10 通过 Gibbs 算法生成的 33 号节点电压期望收敛曲线
Fig. 10 Voltage expectation convergence curve of bus 33 based on Gibbs algorithm

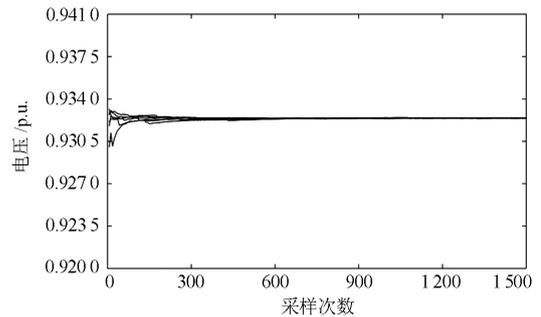


图 11 通过切片采样算法生成的 33 号节点电压期望收敛曲线
Fig. 11 Voltage expectation convergence curve of bus 33 based on slice sampling algorithm

5.2 算例分析

改进的 NSGA-II 算法参数设置如下: 种群规模 100, 最大迭代次数 100, 交叉率 0.9, 平均变异率 0.05。通过灵敏度分析法确定每个节点的灵敏度, 根据灵敏度高低排序, 并选取节点 5、14、25、33 作为补偿节点。无功优化后的 Pareto 最优解分布如图 12 所示, 以 Pareto 解集的两端和中间位置为三种补偿方式进行分析。这三种补偿方式不仅考虑了优化解极端情况, 而且在电压总偏差优化解的中部选取一个优化解进行分析。通过这三种优化方案反映了在同时考虑有功网损和电压总偏差这两个优化目标的情况下, 在补偿节点安装不同的补偿容量可

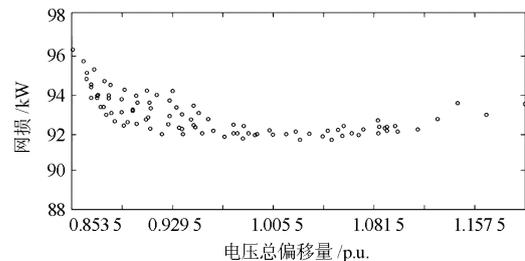


图 12 无功优化模型 Pareto 解集

Fig. 12 Pareto solution set of reactive power optimization model

以得到不同无功优化结果。因此在实际应用中,可以根据不同的优化要求选择不同的优化方案以实现不同的优化效果。

选取的三种优化方案如表 3 所示,由表 3 可以看出三种优化方案各有利弊。优化方案一虽然在电压总偏移量上的效果没有优化方案二和优化方案三效果好,但是能够有效降低有功网损,相比于优化前,网损降低了 42.37%;优化方案三在减小系统节

点电压总偏差方面效果明显,相比于优化前,电压总偏差减小了 40.84%;而与优化方案一和优化方案三进行对比,优化方案二能同时兼顾系统网损和电压总偏差,对两个目标都有所优化,优化后网损降低了 41.40%,电压偏差减小了 30.02%。由此可以看出,采用多目标优化的配电网无功优化模型可以通过不同的优化方案得到不同形式的优化目标解。

表 3 配电网无功优化方案对比

Table 3 Comparison of reactive power optimization schemes in distribution network

方案	补偿容量				目标函数	
	Q_5/kvar	Q_{14}/kvar	Q_{25}/kvar	Q_{33}/kvar	网损 $f_{\text{loss}}/\text{kW}$	电压总偏移量 $f_{\Delta u}/\text{p.u.}$
优化前	0	0	0	0	159.68	1.502 3
优化方案一	500	600	300	700	92.01	1.063 9
优化方案二	300	500	400	600	93.56	1.051 2
优化方案三	400	700	300	600	95.89	0.888 7

图 13 为优化前后 IEEE33 节点系统的节点电压期望值的曲线图。由图 13 可看出,与优化前相比,三个优化方案都或多或少地减小了节点电压偏差。其中,在减小电压偏差方面以优化方案三效果更好,而在降低有功网损方面表现更好的优化方案一在减小电压偏差上效果最差。总体来讲,通过优化,三种方案都保证了节点电压期望值在 0.95 p.u. 以上,这说明优化后都能有效地提升节点电压。

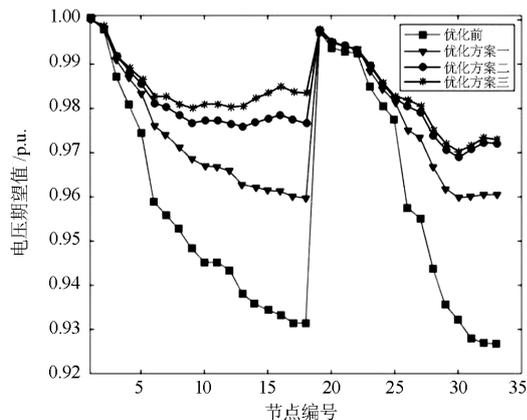


图 13 无功优化前后各节点电压曲线图

Fig. 13 Voltage curve of each bus before and after reactive power optimization

6 结语

本文采用结合切片采样算法的 MCMC 法处理配电网无功优化中的概率潮流问题,通过加权高斯混合分布和 Beta 分布建立了风电 DG 和光伏 DG 的出力模型,以有功网损和节点电压偏差最小为目标函数建立了配电网多目标无功优化模型,并采用改

进的 NSGA-II 法对优化模型进行求解。仿真结果表明:改进的 NSGA-II 算法在求解多目标问题的过程中,收敛速度更快,求得的 Pareto 解集多样性更好。应用在无功优化过程中,不仅减小了系统有功损耗,同时提高了节点电压水平,更好地满足了配电网多目标无功优化的需求,进而验证了本文所提方法的可行性和有效性。后续将进一步从分布式电源联合建模的角度出发进行深入研究分析。

参考文献

- [1] 李彬, 吴倩, 张晶, 等. 全球能源互联网标准体系构建的方法论[J]. 电力信息与通信技术, 2017, 15(3): 1-6.
LI Bin, WU Qian, ZHANG Jing, et al. Research of the methodology of global energy interconnection standardization[J]. Electric Power ICT, 2017, 15(3): 1-6.
- [2] KABERGER T. Progress of renewable electricity re-placing fossil fuels[J]. Global Energy Interconnection, 2018, 1(1): 48-52.
- [3] YU Hui, HONG Bowen, LUAN Wenpeng, et al. Study on business models of distributed generation in China[J]. Global Energy Interconnection, 2018, 1(2): 162-171.
- [4] 张宸瑞. 布谷鸟算法的含分布式电源配电网最优潮流优化[J]. 现代电子技术, 2017, 40(15): 159-162.
ZHANG Chenrui. Cuckoo algorithm based optimal power flow optimization of power distribution network with distributed power supply[J]. Modern Electronics Technique, 2017, 40(15): 159-162.
- [5] WANG Jiaren, XIE Ning, WU Wenxian, et al. Resilience enhancement strategy using microgrids in distribution

- network[J]. *Global Energy Interconnection*, 2018, 1(5): 537-543.
- [6] 王威, 王晴, 虞殷树, 等. 分布式电源接入配电网的极限容量计算研究[J]. *电力信息与通信技术*, 2017, 15(3): 14-19.
WANG Wei, WANG Qing, YU Yinshu, et al. Research on the calculation of limit capacity of distributed generation in distribution network[J]. *Electric Power ICT*, 2017, 15(3): 14-19.
- [7] 余乐, 张茜, 刘燕, 等. 含分布式电源的配电网无功补偿分区平衡优化调节方法[J]. *电力系统保护与控制*, 2017, 45(5): 58-64.
YU Le, ZHANG Xi, LIU Yan, et al. An adjustment method of distribution network reactive power compensation partition balance with distributed power sources[J]. *Power System Protection and Control*, 2017, 45(5): 58-64.
- [8] 马麟, 刘建鹏. 考虑时序特性和环境效益的多目标多类型分布式电源规划[J]. *电力系统保护与控制*, 2016, 44(19): 32-40.
MA Lin, LIU Jianpeng. Multi-objective planning of multi-type distributed generation considering timing characteristics and environmental benefits[J]. *Power System Protection and Control*, 2016, 44(19): 32-40.
- [9] 杨磊, 杨晓辉, 吴越, 等. 基于改进猫群算法的分布式电源优化配置[J]. *电力系统保护与控制*, 2019, 47(1): 95-100.
YANG Lei, YANG Xiaohui, WU Yue, et al. Research on optimized distributed generations locating based on modified cat swarm optimization[J]. *Power System Protection and Control*, 2019, 47(1): 95-100.
- [10] 赵蒋程, 王硕, 王宝庆, 等. 基于拉丁超立方采样的含风电电力系统的概率可靠性评估[J]. *电工技术学报*, 2016, 31(10): 193-206.
ZHAO Jiangcheng, WANG Shuo, WANG Baoqing, et al. Probabilistic reliability assessment of power system containing wind power based on Latin hypercube sampling[J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2016, 31(10): 193-206.
- [11] 柳叶. 基于瑞利分布的大型风电场风机维护方案优化[J]. *数学的实践与认识*, 2018, 48(7): 165-174.
LIU Ye. Optimization of fan maintenance scheme for large wind farm based on Rayleigh distribution[J]. *Mathematics in Practice and Theory*, 2018, 48(7): 165-174.
- [12] RAHMAN S, KHALLAT M A, SALAMEH Z M. Characterization of isolation data for use in photovoltaic system analysis models[J]. *Energy*, 1988, 13(1): 63-72.
- [13] 叶林, 张亚丽, 巨云涛, 等. 用于含风电场的电力系统概率潮流计算的高斯混合模型[J]. *中国电机工程学报*, 2017, 37(15): 4379-4387, 4578.
YE Lin, ZHANG Yali, JU Yuntao, et al. Gaussian mixture model for probabilistic power flow calculation of system integrated wind farm[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2017, 37(15): 4379-4387, 4578.
- [14] 张晓英, 贾磊, 王琨, 等. 基于切片反射采样的风电并网系统可用输电能力概率风险评估[J]. *电力自动化设备*, 2017, 37(7): 25-31.
ZHANG Xiaoying, JIA Lei, WANG Kun, et al. Probabilistic risk assessment of ATC based on reflective slice sampling for power system with wind farm[J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2017, 37(7): 25-31.
- [15] KAPLANI E, KAPLANIS S. A stochastic simulation model for reliable PV system sizing providing for solar radiation fluctuations[J]. *Applied Energy*, 2012, 97(3): 970-981.
- [16] 管霖, 陈旭, 吕耀棠, 等. 适用于电网规划的光伏发电概率模型及其应用[J]. *电力自动化设备*, 2017, 37(11): 1-7.
GUAN Lin, CHEN Xu, LÜ Yaotang, et al. Probability model of PV generation for power system planning and its application[J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2017, 37(11): 1-7.
- [17] 张晓英, 王琨, 张蜡宝. 基于切片采样的风力发电并网系统概率潮流计算[J]. *电工技术学报*, 2016, 31(23): 100-106.
ZHANG Xiaoying, WANG Kun, ZHANG Labao. Probabilistic load flow calculation based on slice sampling for wind farms integration system[J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2016, 31(23): 100-106.
- [18] SOARES P. Slice sampling[J]. *Annals of Statistics*, 2010, 31(3): 705-741.
- [19] 李斌, 吕林, 刘友波, 等. 考虑光伏接入不确定性的主动配网有功-无功可控资源优化配置[J]. *电网技术*, 2017, 41(2): 355-365.
LI Bin, LÜ Lin, LIU Youbo, et al. Optimal configuration of controllable active-reactive power resources in active distribution network considering photovoltaic access uncertainty[J]. *Power System Technology*, 2017, 41(2): 355-365.

- [20] 徐玉琴, 刘杨, 谢庆. 基于全寿命周期成本的配电网无功规划研究[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(11): 30-36.
XU Yuqin, LIU Yang, XIE Qing. Research on reactive power planning of distribution network based on life cycle cost[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(11): 30-36.
- [21] 陈强, 刘瑾, 杨海马, 等. 基于改进遗传算法的配电网无功优化研究[J]. 电子科技, 2019(5): 11-15, 37.
CHEN Qiang, LIU Jin, YANG Haima, et al. Research on reactive power optimization of power distribution network based on improved genetic algorithm[J]. Electronic Sci & Tech, 2019(5): 11-15, 37.
- [22] 路艳雪, 赵超凡, 吴晓锋, 等. 基于改进的 NSGA-II 多目标优化方法研究[J]. 计算机应用研究, 2018, 35(6): 1733-1737.
LU Yanxue, ZHAO Chaofan, WU Xiaofeng, et al. Multi-objective optimization method research based on improved NSGA-II[J]. Application Research of Computers, 2018, 35(6): 1733-1737.
- [23] 王丽萍, 吴峰, 张梦紫, 等. 基于差异化邻域策略的分解多目标进化算法[J]. 模式识别与人工智能, 2017, 30(12): 1069-1082.
WANG Liping, WU Feng, ZHANG Mengzi, et al. Decomposition multi-objective evolutionary algorithm based on differentiated neighborhood strategy[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2017, 30(12): 1069-1082.
- [24] 杨景明, 侯宇浩, 孙浩, 等. 采用数量级阈值与二维信息排序策略的 NSGA-II-DE 算法[J]. 控制与决策, 2016, 31(9): 1577-1584.
YANG Jingming, HOU Yuhao, SUN Hao, et al. Modified NSGA-II-DE with two-dimensional information ordering strategy and magnitude threshold[J]. Control and Decision, 2016, 31(9): 1577-1584.
- [25] 王守相, 王成山. 现代配电系统分析[M]. 北京: 高等教育出版社, 2007.

收稿日期: 2019-01-20; 修回日期: 2019-05-29

作者简介:

张晓英(1973—), 女, 硕士, 教授, 主要研究方向为新能源发电、电力系统稳定性分析与控制等方面; E-mail: 245659219@qq.com

张艺(1994—), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为新能源并网技术; E-mail: 476331705@qq.com

王琨(1988—), 男, 硕士, 主要研究方向为新能源发电并网稳定性。

(编辑 葛艳娜)