

# 基于改进 DE 的含风电机组配电网多目标无功优化

冯肯<sup>1</sup> 杨迪<sup>2</sup> 肖汉<sup>1</sup> 李嘉逸<sup>1</sup>

(1. 中国电力工程顾问集团西南电力设计院有限公司, 四川 成都 610021;

2. 国网四川省电力公司技能培训中心, 四川 成都 610072)

**摘要:** 电网无功优化是保障电网安全、经济、可靠运行的基本手段, 普遍方法是应用智能优化算法以确定电网无功设备投切方案, 为此引入差分进化算法解决含风电机组的配电网无功优化问题。考虑风电机组出力的随机性, 采用基于场景概率方法, 建立了全场景下计及有功网损、静态电压稳定指标、无功补偿设备投资成本的多目标无功优化模型。针对基本差分进化算法的不足, 结合免疫原理和二次变异思想改进了差分算法, 改进后算法在充分利用进化过程中优良信息的同时, 又能保持种群多样性。算例分析结果验证了所建模型与改进方法的可行性和有效性。

**关键词:** 风电机组; 无功优化; 差分进化算法; 免疫原理; 二次变异

中图分类号: TM714 文献标志码: A 文章编号: 1003-6954(2018)06-0060-06

DOI:10.16527/j.cnki.cn51-1315/tm.2018.06.014

## Multi-objective Reactive Power Optimization for Distribution Network with Wind Power Generators Based on Improved Differential Evolution

Feng Ken<sup>1</sup>, Yang Di<sup>2</sup>, Xiao Han<sup>1</sup>, Li Jiayi<sup>1</sup>

(1. Southwest Electric Power Design Institute Co., Ltd. of China Power

Engineering Consulting Group, Chengdu 610021, Sichuan, China; 2. State Grid Sichuan

Technical Training Center, Chengdu 610072, Sichuan, China)

**Abstract:** Reactive power optimization is the basic means to ensure the safety, economic and reliable operation of power grid. The general method is to apply intelligent optimization algorithm to determine the reactive power equipment switching scheme. Therefore, differential evolution algorithm is introduced to study the reactive power optimization of distribution network with wind power generators. In order to consider the randomness of wind power generators, a multi-objective reactive power optimization model that is based on scenario analysis is established in the all scene. This model is composed of active network loss, static voltage stability and investment cost of reactive compensation. Aiming to overcome the drawbacks of traditional differential evolution algorithm, an improved algorithm is proposed, which utilizes the excellent information of the group in evolutionary learning process and simultaneously maintains the population's diversity. The case analysis shows the feasibility and effectiveness of the model and the improved algorithm.

**Key words:** wind power generator; reactive power optimization; differential evolution algorithm; immune principle; second mutation

## 0 引言

配电网无功优化既是保障电网安全、经济、可靠运行的基本手段,也是提高系统电压水平的重要方式<sup>[1]</sup>。随着风力、光伏、燃料电池等分布式发电技术不断进步,在优化能源供给结构的同时,也改善了环境问题。但分布式电源的并网会对配电网系统产

生重要影响<sup>[2-4]</sup>。与此同时,分布式电源出力的不确定性,如风机出力随风速变化、光伏发电随光照强度变化等,使得传统配电网无功优化方法难以适应这些复杂变化情况。

目前,含风电机组的配电网无功优化已引起广大学者的重视。文献[5]建立了以有功能耗为目标的单目标优化模型,在不同风机出力下应用遗传算法确定各状态下 SVC 补偿容量。文献[6]考虑了有

功网损和电压稳定裕度指标,提出了一种基于场景发生概率的无功优化指标。文献[7]建立了成本效益比、静态电压稳定指标模型,采用多场景分析风机出力,并应用粒子群算法求解。文献[8]采用多目标的遗传算法求解在电力系统最大负荷运行方式下多目标无功优化问题。

在无功优化方法上,为解决电力系统无功优化中多约束与多变量、连续与离散变量共存等问题,众多学者对此展开了大量研究。近年来,如遗传<sup>[9]</sup>、免疫<sup>[10]</sup>、差分进化<sup>[11-12]</sup>、粒子群<sup>[13]</sup>等人工智能优化算法被大量用于求解无功优化问题,取得了许多成果。其中的差分进化算法(differential evolution, DE算法)是R. Storn和K. V. Price在1995年提出的一种进化算法<sup>[14]</sup>,该算法在收敛性和鲁棒性方面均表现良好,适宜解决电力系统的各种优化问题。但是传统DE算法也存在盲目选择控制参数,且易陷入局部最优等不足。

因此,在对含风电机组的配电网进行无功优化时,应充分考虑其出力的不确定性、连续与离散变量之间的关系。为此,首先基于场景概率的理论建立了全场景下计及有功网损、静态电压稳定性、无功补偿设备投资成本的多目标无功优化模型;然后针对基本差分进化算法的不足对其进行了一定的改进;最后将改进后的算法用于求解含风电机组的配电网多目标无功优化问题。

## 1 基于场景概率的风电机组有功出力

风机的有功出力与风速大小息息相关,随风速变化,可分为停机、欠额定、额定3种运行状态。图1为风电机组功率特性曲线,其中 $v_{li}$ 、 $v_{lr}$ 、 $v_{lo}$ 分别为风机切入、额定和切出风速, $P_r$ 为风机额定输出功率。

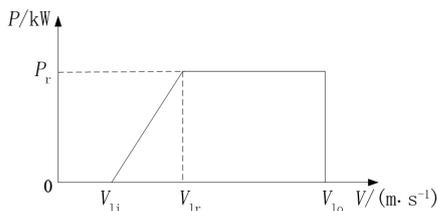


图1 风电机组功率特性曲线

一般情况下,普遍认为风速服从二参数的威布尔分布,其概率密度函数为<sup>[15]</sup>

$$f_v(v) = \frac{k}{c} \left(\frac{v}{c}\right)^{k-1} \exp\left[-\left(\frac{v}{c}\right)^k\right] \quad (1)$$

式中: $v$ 为风速; $c$ 为尺度参数,表示某地的平均风

速; $k$ 为形状参数,表示风速的分布特征。

根据风速概率密度函数,可由式(2)至式(4)计算风机3种运行状态发生的概率。

$$h_1 = \int_{v_{lr}}^{v_{lo}} f_v(v) dv \quad (2)$$

$$h_2 = \int_{v_{li}}^{v_{lr}} f_v(v) dv \quad (3)$$

$$h_3 = 1 - \int_{v_{lr}}^{v_{lo}} f_v(v) dv - \int_{v_{li}}^{v_{lr}} f_v(v) dv \quad (4)$$

式中: $h_1$ 为风机额定输出时概率; $h_2$ 为欠额定状态时概率; $h_3$ 为停机状态时概率。

根据文献[16],单场景下确定的无功优化方案通常不是满足全局最优方案,而全场景下所得方案是满足各场景约束的整体最优方案。因此,在全场景下用风机输出有功的期望值 $P$ 近似代替风机出力不确定性。风电机组在全场景下有功输出期望值 $P$ 为

$$P = \sum_{i=1}^3 h_i P_i = h_1 P_1 + h_2 P_2 \quad (5)$$

式中, $P_1$ 、 $P_2$ 分别为风机额定输出有功功率和欠额定输出有功功率。

## 2 配电网多目标无功优化模型

### 2.1 多目标无功优化目标函数

#### 1) 有功网损

对于系统节点电压越限情况,将采用惩罚因子的形式进行处理。因此,第 $k$ 个场景下系统的有功网损可表示为

$$F = P_{\text{loss}} + \lambda \sum_a \left(\frac{V_i - V_{\text{lim}}}{V_{\text{imax}} - V_{\text{imin}}}\right)^2 = \sum_{i=1}^L R_i \times \frac{P_i^2 + Q_i^2}{V_i^2} + \lambda \sum_a \left(\frac{V_i - V_{\text{lim}}}{V_{\text{imax}} - V_{\text{imin}}}\right)^2 \quad (6)$$

式中: $P_{\text{loss}}$ 为场景 $k$ 下的有功网损; $R_i$ 为支路 $i$ 的电阻; $\lambda$ 为惩罚因子; $P_i$ 、 $Q_i$ 分别为支路 $i$ 的有功、无功功率; $V_{\text{lim}}$ 取值满足当 $V_i < V_{\text{imin}}$ 时, $V_{\text{lim}} = V_{\text{imin}}$ ,当 $V_i > V_{\text{imax}}$ 时, $V_{\text{lim}} = V_{\text{imax}}$ 。

#### 2) 静态电压稳定指标

电力系统的静态电压稳定裕度是指在临界状态下系统有功功率与正常状态下系统有功功率的差值,用于衡量系统电压稳定性。当系统静态电压稳定裕度越大,表示系统具有越强的承载极限负荷的能力。这里采用的配电网静态电压稳定指标为

$$L_{ij} = 4[(P_j X_{ij} - Q_j R_{ij})^2 + (P_j R_{ij} + Q_j X_{ij}) \cdot V_i^4] / V_i^4 \quad (7)$$

式中: $P_j$ 、 $Q_j$ 为注入末端节点 $j$ 的有功和无功功率; $X_{ij}$ 、 $R_{ij}$ 为支路 $ij$ 的电抗和电阻; $V_i$ 为首端节点 $i$ 的电压。

配电网的静态电压稳定指标等于系统中所有支路稳定指标的最大值,即

$$L = \max\{L_1, L_2, \dots, L_N\} \quad (8)$$

系统电压稳定性根据  $L$  与 1 之间的距离判断,  $L$  越小于 1, 表示系统稳定性越好。

### 3) 无功补偿设备投资成本

无功补偿设备(电容器组)投资成本的数学描述为

$$Z = \sum_{i=1}^n (C \cdot Q_i) \quad (9)$$

式中:  $Z$  为无功补偿设备总投资成本;  $C$  为单位容量补偿电容器的价格;  $Q_i$  为第  $i$  个无功补偿总容量;  $n$  为系统总的无功补偿节点数。

各目标函数在全场景下的表示为

$$\begin{cases} f_1 = \min(\sum_{k=1}^n p_k F_k) \\ f_2 = \min(\sum_{k=1}^n p_k L_k) \\ f_3 = \min(\sum_{k=1}^n p_k Z_k) \end{cases} \quad (10)$$

式中:  $f_1$ 、 $f_2$ 、 $f_3$  分别为系统有功网损、静态电压稳定指标、无功补偿设备投资成本;  $p_k$  为各场景概率。

## 2.2 约束条件

### 1) 功率平衡约束条件为

$$\begin{cases} P_{G_i} - P_{D_i} = U_i \sum_{j \in N_i} U_j (G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \sin \theta_{ij}) \\ Q_{G_i} - Q_{D_i} = U_i \sum_{j \in N_i} U_j (G_{ij} \sin \theta_{ij} - B_{ij} \cos \theta_{ij}) \end{cases} \quad (11)$$

式中:  $N_i$  为与母线  $i$  相连的所有母线的集合;  $P_{G_i}$ 、 $Q_{G_i}$  为节点  $i$  的有功、无功负荷;  $G_{ij}$ 、 $B_{ij}$  为节点  $i$  和  $j$  之间的电导和电纳;  $G_{ii}$ 、 $B_{ii}$  为节点  $i$  的自电导和自电纳。

### 2) 节点电压约束

$$V_{i_{\min}} \leq V_i \leq V_{i_{\max}} \quad (i = 1, 2, \dots, N) \quad (12)$$

### 3) 补偿点无功补偿容量约束

$$Q_{ci_{\min}} \leq Q_{ci} \leq Q_{ci_{\max}} \quad (i = 1, 2, \dots, M) \quad (13)$$

式中:  $V_{i_{\max}}$ 、 $V_{i_{\min}}$ 、 $Q_{ci_{\max}}$ 、 $Q_{ci_{\min}}$  分别为节点电压、补偿无功容量的上、下限。

## 3 多目标差分进化算法及改进

### 3.1 基本定义

定义:(Pareto 支配) 如果向量  $X_1$  与  $X_2$  都是可行解, 当二者满足如下关系<sup>[17]</sup>:

$$\begin{cases} f_m(X_1) \leq f_m(X_2), \forall m = 1, 2, \dots, M \\ f_m(X_1) < f_m(X_2), \exists m = 1, 2, \dots, M \end{cases} \quad (14)$$

称为  $X_1$  支配  $X_2$ , 记为  $X_1 < X_2$ 。当  $X$  在可行域中找不到其他支配它的变量时, 将  $X$  称为 Pareto 最优解, 即非劣解。

### 3.2 差分进化算法

与其他进化算法类似, 差分进化算法同样需经过变异、交叉、选择等操作。

#### 1) 变异操作

变异操作是由父代个体间的差异操作实现的, 即

$$V_i^{g+1} = U_{r_1}^g + F \times (U_{r_2}^g - U_{r_3}^g) \quad r_1 \neq r_2 \neq r_3 \neq i \quad (15)$$

式中:  $V_i^{g+1}$  为生成的变异向量;  $F$  为缩放因子。

#### 2) 交叉操作

将变异向量与目标向量进行交叉操作, 以生成试验向量  $w_{ij}^{g+1}$ , 具体描述为

$$w_{ij}^{g+1} = \begin{cases} v_{ij}^{g+1} & \text{if } \text{rand}() \leq F_c \text{ or } (j = j_{\text{rand}}(1, D)) \\ x_{ij}^{g+1} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (16)$$

式中:  $\text{rand}()$  为  $[0, 1]$  范围内服从均匀分布的随机数;  $j_{\text{rand}}(1, D)$  为  $[1, D]$  范围内的随机整数;  $F_c$  为交叉概率因子。

#### 3) 选择操作

将目标向量与试验向量进行贪婪竞争实现选择操作, 即

$$U_i^{g+1} = \begin{cases} W_i^{g+1} & \text{if } f(W_i^{g+1}) \leq f(U_i^g) \\ U_i^g & \text{otherwise} \end{cases} \quad (17)$$

### 3.3 改进差分进化算法

针对 DE 算法控制参数选择较盲目, 且后期随种群多样性下降而易陷入局部最优的不足, 引入免疫原理和二次变异的思想对 DE 算法进行改进。

#### 3.3.1 免疫原理

根据文献[18]提出的疫苗形式, 提取了 DE 算法中种群的免疫疫苗, 并将该疫苗用于指导交叉操作概率因子的选取。疫苗具体提取方法如下:

1) 在第  $g$  代, 求出适应值排在种群规模前  $1/3$  的个体, 记为优异个体, 并得到优异个体每一维变量取值范围, 记为

$$X = \begin{bmatrix} x_{1_{\min}} & \dots & x_{n_{\min}} & \dots & x_{N_{\min}} \\ x_{1_{\max}} & \dots & x_{n_{\max}} & \dots & x_{N_{\max}} \end{bmatrix} \quad (18)$$

式中:  $x_{n_{\max}}$ 、 $x_{n_{\min}}$  表示优异个体取值范围内第  $n$  维变量上限与下限。

2) 将适应值排在第  $1/3 N_p + 1$  ( $N_p$  为种群规模) 的

个体记为  $m_k$ 。对每维个体,求适应值大于  $m_k$  且符合式(18)范围的所有个体集合,记为  $L_n$ 。如果  $L_n$  中个体数大于  $k/2$  则表示优异种群在该位置信息失效。

3) 对疫苗中没有失效的信息,求  $L_n$  的并集  $L_U = \bigcup_{i=1}^N L_i$  与交集  $L_\cap = \bigcap_{i=1}^N L_i$  ( $i$  取值不含信息已失效的位置)。如果集合  $L_U$  个体数少于  $k/2$ ,表示优异种群对应位置信息有效;否则计算  $l_i = L_i - L_\cap$ ,最后求集合( $l_i$ )中最大集合,记为  $l_m$ ,表示该位置信息有一定指导意义。

对种群中所有个体  $U_i^g$  每维变量  $x_n$  进行交叉操作时,交叉概率因子  $F_c$  选取原则如下:

1) 当取值范围在  $[x_{nmin}, x_{nmax}]$  以外,则  $F_c$  取为 1;

2) 当取值范围在  $[x_{nmin}, x_{nmax}]$  以内,且第  $n$  维信息已失效,则  $F_c$  取为接近于 1 的较大值,使试验向量尽可能获得目标向量信息;

3) 若取值范围在  $[x_{nmin}, x_{nmax}]$  以内,且其第  $n$  维信息具有一定指导意义,则  $F_c$  取为  $[0, 1]$  范围内的中间值;

4) 当第  $n$  维位置信息有效时,则  $F_c$  取为接近于 0 的较小值,使试验向量尽可能获得变异向量信息。

### 3.3.2 二次变异

为克服 DE 算法易陷入局部最优的不足,将变异思想引入差分进化算法中。首先设定一个阈值,当种群适应度方差  $\delta^2$  小于该阈值时,选取最优个体及部分其他个体采用式(21)所示的高斯扰动法进行二次变异以改善种群多样性<sup>[19]</sup>。

适应度方差  $\delta^2$  表示种群的聚集程度,  $\delta^2$  越小则种群的聚集程度越高,多样性越低。 $\delta^2$  计算公式为

$$\delta^2 = \sum_{i=1}^{N_p} \left| \frac{m_i - \bar{m}}{m} \right|^2 \quad (19)$$

式中:  $m_i$  为个体  $i$  适应值;  $\bar{m}$  为种群适应值的平均值;  $m$  表示归一化因子,用于限制  $\delta^2$  的大小,其取值为

$$m = \begin{cases} \max \{ |m_i - \bar{m}| \} & (i \in [1, N_p]) \\ \text{if } \max \{ |m_i - \bar{m}| \} > 1 \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (20)$$

高斯扰动法表达式为

$$\begin{cases} x_{best_j}^{g+1} = x_{best_j}^g (1 + 0.5N(0, 1)) \\ x_{i_j}^{g+1} = x_{i_j}^g (1 + 0.5N(0, 1)) \end{cases} \quad (21)$$

式中,  $N(0, 1)$  表示服从  $(0, 1)$  的高斯分布。

### 3.4 多目标差分进化算法

应用改进差分进化算法(improved differential evolution, IDE 算法)进行多目标优化时,需对算法做一定调整。首先将优异种群定义为所有的 Pareto 最优解,当 Pareto 最优解中个体总数大于种群一半时,随机选取  $N_p/2$  个个体作为优异种群。二次变异标准是当所优化的目标函数中任何一个目标求得的  $\delta^2$  小于所设阈值时,则对种群进行二次变异。

在更新 Pareto 最优解时,将第  $g$  代所得 Pareto 最优解与第  $g+1$  代个体合并,然后通过支配关系筛选出非劣解集  $X^*$ 。若  $X^*$  集合中个体数少于  $N_p$ ,则将  $X^*$  作为第  $g+1$  代的 Pareto 最优解集;若  $X^*$  集合中个体数大于  $N_p$ ,则采用拥挤度距离排序方法筛选出距离排在前  $N_p$  的个体作为第  $g+1$  代的 Pareto 最优解集。

基于 IDE 算法的多目标无功优化流程如图 2 所示。

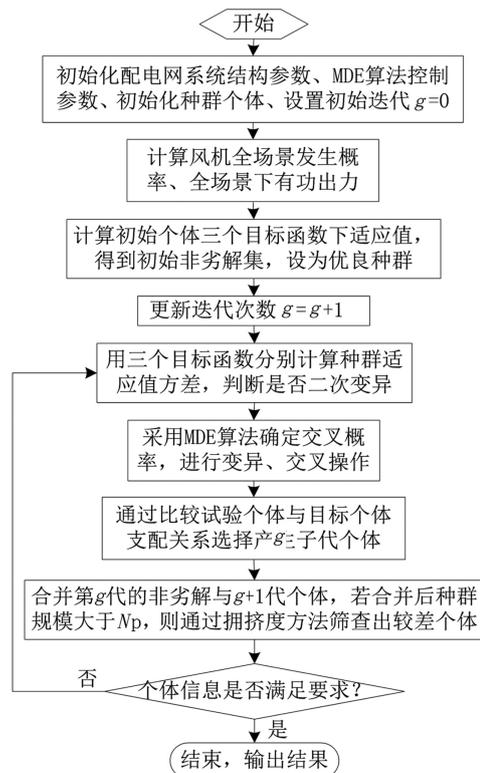


图 2 基于 IDE 算法的多目标无功优化流程

## 4 算例分析

以图 3 所示的 IEEE 33 节点配电网为例,该系统电压的基准值为 12.66 kV,有功负荷总计 3715 kW,无功负荷共计 2300 kW,其详细结构参数见文献

[20]。节点18、22、33各并入一台异步风力发电机，风机技术参数见文献[21]。风机的切入、额定和切出风速分别为3 m/s、12 m/s、21 m/s，地区风速服从韦布尔分布，其形状、尺度参数取值为 $k = 1.9104$ 、 $c = 7.5347$ ；风机额定输出、欠额定输出、停机输出的概率分别为0.1258、0.7963、0.0779<sup>[22]</sup>，风机在这3种运行状态下有功出力为0.6 MW、0.3 MW、0 MW。并联电容器安装在节点8、节点12、节点17、节点26、节点30和节点32处，每个节点的电容器总容量为500 kVA，分成10个小组，单组容量50 kVA，电容器综合造价为70元/kVA。

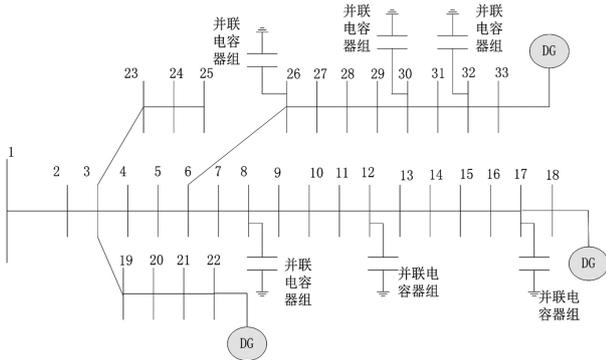


图3 IEEE 33节点配电网系统

在多目标无功优化时，分别将IDE算法、DE算法、PSO算法应用到上述系统中，以验证改进算法的有效性。图4至图6为3种算法优化结果。以3个指标最小为目标筛选得到的最小极端解见表1。

表1 Pareto最优解中极端解

指标	IDE	DE	PSO
有功网损/kW	164.7	164.8	165.1
静态电压稳定指标	0.0529	0.0525	0.0568
无功补偿设备投资成本/万元	5.95	7.35	7.7

由图4至图6可得，3种算法在多目标无功优化后都得到了清晰的Pareto前沿，但3个目标之间是相互竞争、相互矛盾的。此外，IDE算法优化后得到3种算法中最多Pareto最优解，共计38组，且得到的Pareto前沿更加均匀、平稳，Pareto最优解也比较集中分布在使3个目标均优的区域。从表1中数据可知，经IDE算法优化除了在静态电压稳定指标极端解上略高于DE算法以外，其余指标均优于另外两种算法。这些都显示了所提改进算法的有效性与可行性。

为了能给决策者提供权衡3个目标的折衷优化方案，在分析IDE算法优化得到的一系列Pareto最

优解的基础上，列出了各目标折衷解及折衷的电容器组投切方案，如表2、表3所示。

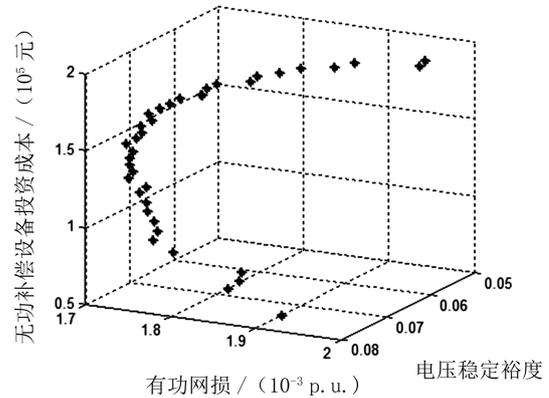


图4 IDE算法的Pareto前沿

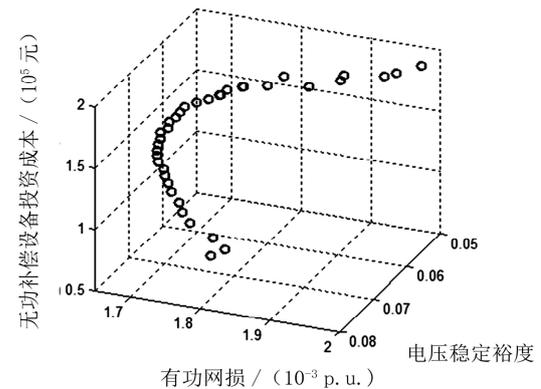


图5 DE算法的Pareto前沿

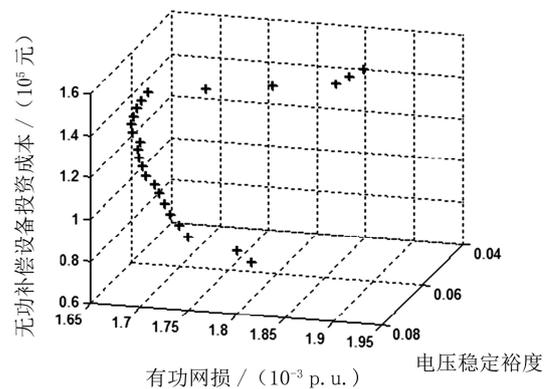


图6 PSO算法的Pareto前沿

表2 优化目标折衷解

优化目标	折衷解
有功网损/kW	171.6
静态电压稳定指标	0.05978
无功补偿设备投资成本/万元	12.95

表3列出了5个电容器投切方案，每个方案是综合各可行解后得到的使有功损耗、静态电压稳定指标、无功补偿设备投资成本均较优的无功投切方案，即每个方案能同时兼顾电力系统运行的经济性、稳定性和安全性。

表3 电容器组投切折衷优化方案及目标值

方案	折衷方案	有功网损 /kW	静态电压稳定指标	无功补偿设备投资成本 /万元
方案1	8(7)、12(0)、17(4)、26(7)、30(10)、32(9)	166.2	0.063 30	10.50
方案2	8(2)、12(1)、17(4)、26(7)、30(10)、32(9)	165.6	0.061 55	11.55
方案3	8(3)、12(8)、17(1)、26(6)、30(10)、32(9)	166.1	0.059 78	12.95
方案4	8(2)、12(4)、17(5)、26(9)、30(10)、32(6)	165.7	0.060 22	12.60
方案5	8(3)、12(7)、17(0)、26(7)、30(8)、32(9)	165.8	0.061 11	11.90

## 5 结 论

前面结合免疫原理和二次变异思想对传统差分进化算法进行改进,并将改进后的算法应用于含风力发电机的配电网多目标无功优化中。基于场景概率方法,建立了全场景下包括有功网损、静态电压稳定指标及无功补偿设备投资成本3个目标的优化模型。算例分析结果验证,改进后的算法能获得更加均匀、稳定的 Pareto 前沿。此外,根据优化结果为决策者提供了5种折衷优化方案,它能有效地权衡电力系统经济性与稳定性。

### 参考文献

[1] 周任军,段献忠,周晖.计及调控成本和次数的配电网无功优化策略[J].中国电机工程学报,2005,25(9):23-28.

[2] 王志群,朱守真,周双喜,等.分布式发电对配电网电压分布的影响[J].电力系统自动化,2004,28(16):56-60.

[3] 陈海焱,陈金富,段献忠.含分布式电源的配电网潮流计算[J].电力系统自动化,2006,30(1):35-40.

[4] 李新,彭怡,赵晶晶,等.分布式电源并网的潮流计算[J].电力系统保护与控制,2009,37(17):78-81.

[5] 陈琳,钟金,倪以信,等.含分布式发电的配电网无功优化[J].电力系统自动化,2006,30(14):20-24.

[6] 陈海焱,陈金富,段献忠.含风电机组的配网无功优化[J].中国电机工程学报,2008,28(7):40-45.

[7] 朱勇,杨京燕,高领军,等.含异步风力发电机的配电

网无功优化规划研究[J].电力系统保护与控制,2012,40(5):80-84.

[8] 刘学平,刘天琪,李兴源.含风电机组的配电网无功优化补偿[J].电力系统保护与控制,2010,38(20):130-135.

[9] 张粒子,舒隽,林宪枢,等.基于遗传算法的无功规划优化[J].中国电机工程学报,2000,20(6):5-8.

[10] Xiong H G, Cheng H Z, Li H Y. Optimal Reactive Power Low Incorporating Static Voltage Stability Based on Multi-objective Adaptive Immune Algorithm[J]. Energy Conversion and Management, 2008, 49(5):1175-1181.

[11] 赵树本,张伏生,钟继友,等.自适应差分进化算法在电力系统无功优化中的应用[J].电网技术,2010,34(6):169-174.

[12] 邱威,张建华,刘念.自适应多目标差分进化算法在计及电压稳定性的无功优化中的应用[J].电网技术,2011,35(8):81-87.

[13] 刘述奎,陈维荣,李奇,等.基于自适应聚焦粒子群优化算法的电力系统多目标无功优化[J].电网技术,2009,33(13):48-53.

[14] Storn R, Price K. Differential Evolution - A Simple and Efficient Adaptive Scheme for Global Optimization over Continuous Space[J]. International Computer Science Institute, 1995(8):22-25.

[15] 杨秀媛,肖洋,陈树勇.风电场风速和发电功率预测研究[J].中国电机工程学报,2005,25(11):1-5.

[16] 何禹清,彭建春,毛丽林,等.含多个风电机组的配电网无功优化[J].电力系统自动化,2010,34(19):37-41.

[17] 章萌,章卫国,孙勇.多目标强度 Pareto 混沌差分进化算法[J].控制与决策,2012,27(1):41-46.

[18] 吴燕玲,卢建刚,孙优贤.基于免疫原理的差分进化[J].控制与决策,2007,22(11):1309-1312.

[19] 吴亮红,王耀南,袁小芳,等.自适应二次变异差分进化算法[J].控制与决策,2006,21(8):898-902.

[20] 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.

[21] Feijao A E, Cidras J. Modeling of Wind Farm in the Load Flow Analysis[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2000, 15(1):110-115.

[22] 刘沛津,谷立臣.含风电场的电力系统无功规划优化[J].电网技术,2010,34(7):175-180.

### 作者简介:

冯 肯(1988),硕士研究生、工程师,主要从事电力系统分析与控制、智能配电网技术等相关工作。

(收稿日期:2018-08-14)