

# 基于差分粒子群算法的变电站选址定容规划

陈浩, 王健

(国网安徽省电力有限公司马鞍山供电公司, 安徽 马鞍山 243011)

**摘要:**针对标准粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)易陷入局部最优,差分进化算法(differential evolution, DE)后期收敛速度慢的缺点,提出差分粒子群算法(differential particle swarm optimization, DEPSO)将二者进行混合优化,提高群体的收敛速度和全局寻优能力,并应用于配电网变电站规划。在变电站选址数学模型中结合Voronoi图来确定变电站供电范围和规划容量,继而校验变电站实际负载率,简化计算过程,提高搜索效率。通过某市城区远期规划实例验证得知该算法正确有效,可以满足城区配电网的规划要求。

**关键词:**粒子群算法;差分进化算法;差分粒子群算法;Voronoi图;变电站选址定容

**中图分类号:** TM744

**文献标志码:** A

**文章编号:** 2096-3203(2018)03-0118-05

## 0 引言

近年来,随着我国城市化进程的加快,电力设施建设规模不断扩大,迫切需要进行电力设施布局专项规划,变电站的选址定容是其中的核心部分,关系到规划区域内未来电网布局和网架结构。长期以来,针对这一问题,国内外科技工作者已有大量研究。文献[1]提出了布谷鸟算法解决变电站规划问题,但该方法采用就近原则分配供电负荷,不能保证变电站负载率满足要求;文献[2]应用渔夫捕鱼算法求解变电站选址模型,算法需要已知变电站的规划容量,否则变电站的容量可能会超过允许上限;文献[3—4]基于加权Voronoi图进行站址优化,可以确定各变电站的供电范围和容量,但使用交替定位算法进行选址难以得到全局最优解;文献[5—6]引入改进粒子群算法进行变电站选址定容规划,然而迭代参数的变化只能扩大搜索范围,难以完全解决粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)的局部最优问题。

文中提出基于PSO算法与差分进化算法(differential evolution, DE)的混合优化算法差分粒子群算法(differential particle swarm optimization, DEPSO)进行变电站的选址定容优化规划。该算法形成2个子群,以PSO子群为寻优主体,通过在PSO子群和DE子群之间建立信息共享和优胜劣汰机制,提高了种群的多样性,改善了PSO子群的收敛方向,有效解决了PSO算法的局部最优问题,且搜索效率较高。同时运用Voronoi图在求解过程中直接划分出了每个变电站的供电范围,得到变电站规划容量,校验变电站实际负载率,提高了搜索效

率和实际应用能力。算例分析表明DEPSO算法全局搜索能力比PSO算法高,收敛速度比DE算法快,规划结果准确、可靠。

## 1 变电站选址的数学模型

变电站选址问题是一个多目标的非线性约束问题<sup>[7-10]</sup>,在满足目标水平年的负荷需求前提下,以最小投资和年运行费用为目标函数,确定新建变电站的位置、数量、容量,已建变电站的远期容量以及所有变电站的供电范围,具体数学模型如下:

$$\min Z_{\text{cost}} = \sum_{i=1}^n \left[ f(S_i) \frac{r_0 (1+r_0)^{m_s}}{(1+r_0)^{m_s} - 1} + u(S_i) \right] + \alpha \frac{r_0 (1+r_0)^{m_1}}{(1+r_0)^{m_1} - 1} \sum_{i=1}^N \sum_{j \in J_i} l_{ij} + \beta \sum_{i=1}^N \sum_{j \in J_i} W_j^2 l_{ij} \quad (1)$$

约束条件为:

$$\begin{cases} \sum_{j \in J_i} W_j \leq S_i e(S_i) \cos \varphi \\ i = 1, 2, \dots, N \\ \forall j \in J_i \quad J_1 \cup J_2 \cup \dots \cup J_N = J \\ l_{ij} \leq R_i \end{cases} \quad (2)$$

式中:  $f(S_i)$  为第  $i$  个新建变电站的投资费用;  $u(S_i)$  为第  $i$  个新建变电站的年运行费用;  $n$  为新建变电站的个数;  $N$  为已有和新建变电站的总数;  $S_i$  为第  $i$  个变电站的容量;  $e(S_i)$  为第  $i$  个变电站负载率;  $J_i$  为全体负荷点的集合;  $l_{ij}$  为变电站  $i$  与负荷点  $j$  之间线路的长度,  $l_{ij} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2}$ ;  $x_i, y_i$  是变电站的横、纵坐标;  $W_j$  为第  $j$  点的有功负荷;  $m_s$  为变电站的折旧年限;  $m_1$  为变电站低压侧线路折旧年限;  $r_0$  为贴现率;  $\cos \varphi$  为功率因数;  $R_i$  为第  $i$  个变电站供电半径的限制;  $\alpha$  为单位长度线路投资费用;  $\beta$  为线路网损折算系数。

## 2 Voronoi 图的定义与性质

Voronoi 图,又称泰森多边形或 Dirichlet 图,由俄国数学家 Voronoi 于 1908 年提出,由连接两邻点直线的垂直平分线组成的连续多边形组成。 $N$  个在平面上有区别的点,按照最邻近原则划分平面,每个点与它的最近邻区域相关联。

设有二维欧几里得平面上离散生长点的集合  $P, P = \{p_1, p_2, \dots, p_i, p_j, \dots, p_n\}$  ( $n \geq 3, \vec{x}_i \neq \vec{x}_j, i \neq j, i, j \in I_n$ ),  $d(p_i, p_j)$  为  $p_i$  与  $p_j$  间的欧式距离,由  $V(p_i) = \{p \mid d(p, p_i) \leq d(p, p_j), j \neq i, i, j \in I_n\}$  给出的区域称为生长点  $p_i$  的 Voronoi 多边形,而所有生长点  $p_1, p_2, \dots, p_i, p_j, \dots, p_n$  的 Voronoi 多边形的集合  $V = \{V(p_1), V(p_2), V(p_3), V(p_i), \dots, V(p_n)\}$  构成了  $P$  的 Voronoi 图,如图 1 所示。

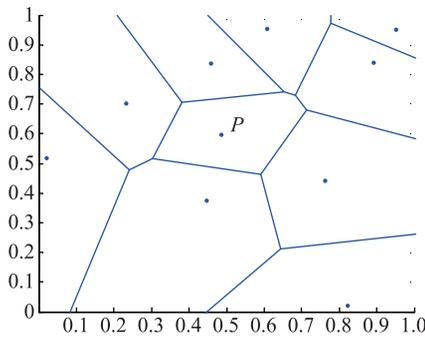


图 1 离散生长点的 Voronoi 图

Fig.1 Voronoi diagram of discrete growth point

Voronoi 图有许多有趣而惊人的数学特性,文中主要应用的是势力范围特性<sup>[11]</sup>:由  $IR^2$  中一组离散生长点  $P = \{p_1, \dots, p_n\}$  ( $n \geq 2$ ) 所生成的 Voronoi 多边形。对于一个空间生长目标而言,凡落在其 Voronoi 多边形范围内的空间点均距其最近,这一特性能够约束变电站处于负荷中心,并得出变电站供电范围,继而得到变电站的规划容量  $S_i$ ,公式如下:

$$S_i = \sum_{j \in J_i} W_j / e \cdot \cos \varphi \quad (3)$$

式中:  $e$  为规定的变电站标准负载率。

由于变电站规划容量只能选择有限的离散值,故根据就近原则确定相应变电站规划容量后,需重新校验各变电站的实际负载率  $e(S_i)$ ,对超出负载率允许范围的粒子,在其适应值中加入惩罚因子  $P_n$ ,文中取较大值 10 000。

## 3 智能算法

### 3.1 PSO 算法

PSO 算法<sup>[12-15]</sup>的基本思想是随机初始化一群

没有体积和质量的粒子,所有粒子在可行解空间里运动,粒子的方向和距离将由一个速度变量来决定。在每一次迭代中,粒子将跟随两个极值:一个是该粒子自身目前为止找到的最优解,另一个是整个粒子群体目前为止找到的最优解。标准 PSO 算法的公式如下:

$$v_{id}^{t+1} = wv_{id}^t + c_1r_1(p_{id}^t - x_{id}^t) + c_2r_2(p_{gd}^t - x_{id}^t) \quad (4)$$

式中:  $v_{id}^t$  为粒子  $i$  在  $t$  时刻的速度;  $w$  为惯性权重数;  $c_1, c_2$  为学习因子;  $r_1, r_2$  为在  $[0, 1]$  之间变化的随机数;  $p_{id}^t$  为  $t$  次迭代后个体粒子最优解;  $p_{gd}^t$  为  $t$  次迭代后粒子群全局最优解;  $x_{id}^t$  为  $t$  次迭代时的位置。 $t + 1$  时刻粒子  $i$  的位置更新公式如下:

$$x_{id}^{t+1} = x_{id}^t + v_{id}^{t+1} \quad (5)$$

### 3.2 DE 算法

DE 算法<sup>[16]</sup>是由种群规模为  $M$ 、维数为  $D$  的矢量  $x^t(j)$  ( $i = 1, 2, \dots, M; j = 1, 2, \dots, D$ ), 在搜索空间进行随机的并行搜索,DE 算法的基本操作有变异,交叉和选择。

在变异操作中,任意随机矢量  $v_i^t$  由式(6)产生:

$$v_i^t = x_{r_1}^t + F(x_{r_2}^t - x_{r_3}^t) \quad (6)$$

式中:  $r_1, r_2, r_3$  为随机数,  $r_1, r_2, r_3 \in [1, 2, \dots, M]$ ;  $F$  为加权因子,  $F \in (0, 2)$ ;  $x_{r_2}^t - x_{r_3}^t$  为差分矢量。

然后进行交叉操作,将个体  $x_i^t$  与变异矢量  $v_i^t$  进行交叉操作,产生试验个体  $u_i^t$ 。交叉操作如式(7)所示:

$$u_i^t(j) = \begin{cases} v_i^t(j), \text{rand}(j) \leq P_{CR} // j = \text{rand}(i) \\ x_i^t(j), \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

式中:  $j \in [1, D]$ ;  $\text{rand}(j)$  为  $[0, 1]$  内均匀分布的随机数;  $P_{CR}$  为变异概率,  $P_{CR} \in [0, 1]$ ;  $\text{rand}(i)$  为随机选择指数,  $\text{rand}(i) \in [1, 2, \dots, D]$ 。

最后进行选择操作,采用贪婪策略,公式如下:

$$x_i^{t+1}(j) = \begin{cases} u_i^t, \varphi(u_i^t) < \varphi(x_i^t) \\ x_i^t, \varphi(u_i^t) \geq \varphi(x_i^t) \end{cases} \quad (8)$$

式中:  $\varphi(x)$  为适应度函数。

### 3.3 DEPSO 算法

PSO 算法参数设置简单,优化前期种群的多样性较高,搜索能力较强,可以在可行解空间内快速收敛,但在搜索后期,随着群体中的粒子逐渐向种群最优粒子靠近,群体的多样性逐步消失,表现为适应度值变化缓慢或停止变化,出现早熟现象。DE 算法是一种并行随机搜索策略算法<sup>[17-19]</sup>,其特有的记忆能力可以根据当前的搜索状态动态调整搜索

策略,进行协同搜索,但在搜索后期,由于其高随机性和种群多样性的下降,DE 算法收敛速度变得缓慢而难以达到全局最优。

针对 PSO 算法易陷入局部最优而 DE 算法搜索较慢的缺点,文中将两种算法结合,提出了基于双子群混合优化的 DEPSO 算法。该算法将整个搜索种群分为 PSO 和 DE 2 个子群,以 PSO 子群为寻优主体,DE 子群不断对其进行调整和优化,其具体步骤如下:

(1) 初始化 PSO、DE 2 个子群,设置参数;

(2) PSO 子群粒子按照 PSO 搜索机制进行迭代,记录 PSO 子群最优解  $P_{best}$  及位置,DE 子群粒子按照 DE 搜索机制进行迭代,记录 DE 子群最优解  $D_{best}$  及位置,比较  $P_{best}$ 、 $D_{best}$  大小,以此更新当前全局最优解  $G_{best}$  及其位置  $X_{best}$ ;

(3) 在以  $X_{best}$  为中心,  $R$  为半径的邻域内随机生成  $N$  个粒子  $X_i$  代替 DE 子群的所有粒子进行迭代,其公式如下,  $Y_i$  各维为随机分量,  $Y_i \in [-1, 1]$  :

$$X_i = X_{best} + RY_i \quad i = 1, 2, 3 \dots N \quad (9)$$

(4) 计算 DE 子群的适应值,记录其全局最优解  $D_{best}$  及位置,将整个种群所有粒子的适应值进行排序,用适应值较好的 DE 粒子代替相同数量适应值较差的 PSO 粒子,比较  $P_{best}$ 、 $D_{best}$  大小,以此更新  $G_{best}$  及其位置  $X_{best}$ ;

(5) 如果适应值满足精度要求或者达到最大迭代次数则算法终止,否则转至步骤(2)。

DEPSO 算法的核心在于用整个种群的当前全局最优解  $G_{best}$  代替 PSO 子群的最优解  $P_{best}$  进行参数调整,并利用种群当前的全局最优位置  $X_{best}$  对 DE 子群进行更换继而更新部分较差的 PSO 粒子。这样 PSO 子群可以参照整个种群的全局最优解改变原有的迭代方向,并通过 DE 子群的不断替换保持种群的多样性,最终引导 PSO 子群逃离局部最优。

根据上述 DEPSO 算法,变电站选址定容规划的流程如图 2 所示。

#### 4 算例分析

依据 DEPSO 算法该方法对某市配电网进行远期规划,该市远期建成区面积  $165 \text{ km}^2$ ,人口 139 万;饱和负荷 2 644.7 MW,负荷点 588 个;220 kV 变电站 6 座,容量 4760 MW;110 kV 变电站 33 座,其中需新增 26 座;110 kV 变电站单台主变容量选择为 40 MW 或 50 MW,主变台数最多为 3 台,标准负载

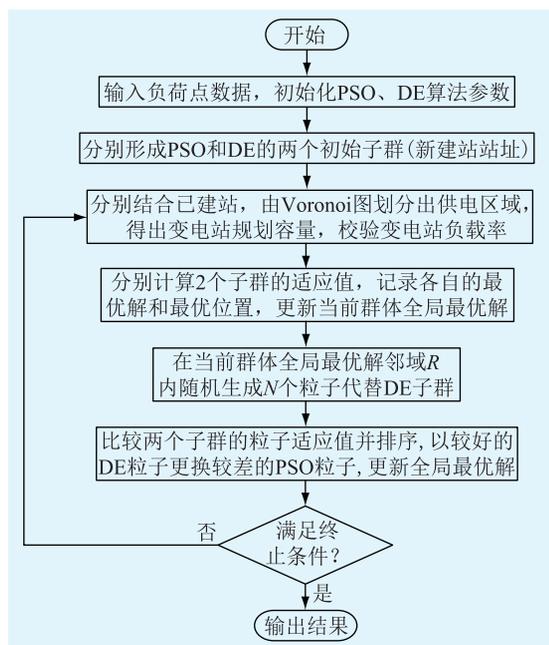


图 2 基于 DEPSO 算法的变电站选址定容流程

Fig.2 The flow chart of substation site and volume selection based on DEPSO algorithm

率 0.57, 允许范围 0.55 ~ 0.59, 规划区标准容载比 1.8。电力平衡如表 1 所示。

表 1 电力平衡表

Tab.1 Power balance sheet		MW		
项目	2017 年	2020 年	2030 年	
地区最大负荷	580	730	2 644.7	
220 kV 变电站供给负荷	0	0	80	
110 kV 及以下电源装机	0	0	0	
110 kV 及以下可利用容量	0	0	46.78	
需从 220 kV 电网下网容量	580	730	2 644.7	
需新增主变容量(容载比 1.8)	1044	1314	4 760.5	

设种群规模为 40, PSO 算法惯性权重初始值为 0.9, 末值为 0.4; DE 算法的变异概率设为 0.8, 缩放因子最大值为 0.2, 最小值为 0.1, 邻域半径  $R$  取 200, 最大迭代次数为 500。图 3 所示为该市远期配电网变电站的规划结果示意, 图中红色圆点为已有变电站, 蓝色圆点为新建变电站。

本算法所得变电站负载率在 0.55 ~ 0.59 范围内, 远期变电站的容量总和为 4810 MW, 规划区容载比为 1.82, 满足规划要求。规划结果如表 2 所示。

为比较算法性能, 分别采用文中所提 DEPSO 算法、PSO 算法和 DE 算法进行变电站选址定容规划, 其寻优过程如图 4 所示。

从图中可以看出, DE 算法在 450 次仍在搜索, 搜索速度慢; PSO 算法虽然收敛较快, 但迭代不到 150 次即停止搜索, 陷入局部最优; 而 DEPSO 算法在迭代 100 次左右接近全局最优解, 搜索速度较快,

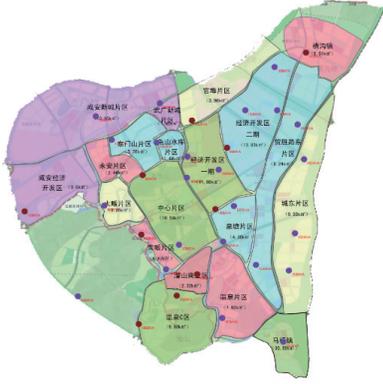


图3 变电站远期规划示意

Fig.3 Substation long term planning diagram

表2 规划结果

Tab.2 Planning results

组团	现有变电站数量	新增变电站数量	总主变容量 / MW	容载比
中心组团	0	5	850	1.80
温泉组团	2	3	820	1.81
开发组团	2	7	1250	1.84
城东组团	1	6	940	1.82
新城组团	2	5	950	1.83

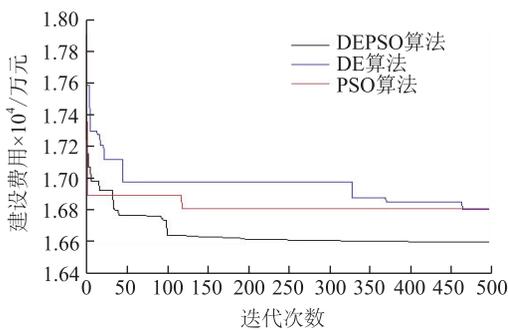


图4 几种算法的寻优过程对比

Fig.4 Comparison of optimization algorithms

有较好的全局寻优能力。原因为 DE 算法搜索过程随机性较大,导致后期收敛较慢且难以找到全局最优解;PSO 算法搜索导向性较强,表现为向局部最优解快速收敛,难以逃离局部最优;DEPSO 算法有效平衡了搜索中的导向性和随机性,引入一种新的信息交流机制,以随机性的概率转换代替序贯的确定性机理转换,使信息能够在 2 个子群中传递,调节 PSO 子群的收敛方向,并通过淘汰机制,剔除可能造成局部最优的个体,保持种群多样性,有利于个体避免因错误的信息判断而陷入局部最优。

## 5 结语

PSO 算法将全局最优粒子信息共享给其他粒子,使得子群中其他粒子向其单向流动,在求解多

目标非线性复杂函数问题时,容易陷入局部极值点,而单一 DE 算法搜索速度较慢,难以全局寻优。文中提出的 DEPSO 算法将二者混合优化,利用 DE 算法随机性的概率转换机制改变 PSO 子群的流动方向,保持群体的多样性,引导 PSO 子群找到全局最优点。同时将变电站选址模型与 Voronoi 图相结合,使变电站处于负荷中心,确定变电站规划容量,满足负载率和规划区容载比要求,减少了计算量。算例结果表明,文中提出的变电站选址模型和算法可以有效的解决城市配电网变电站规划问题,具有较高的运算速度和精度。

## 参考文献:

- [1] 邵萌,李郁侠,谭雅岚,等.基于布谷鸟搜索算法的变电站选址方法研究[J].电网与清洁能源,2016,32(11):51-55.  
SHAO Meng, LI Yuxia, TAN Yalan, et al. Study on substation locating method based on cuckoo search algorithm [J]. Power System and Clean Energy, 2016, 32(11): 51-55.
- [2] 王泽黎.基于小生境渔夫捕鱼算法的变电站规划[J].电力系统保护与控制,2014,42(16):84-88.  
WANG Zeli. Optimal substation planning based on niche fisher fishing algorithm [J]. Power System Protection and Control, 2014, 42(16): 84-88.
- [3] 葛少云,李慧,刘洪.基于加权 Voronoi 图的变电站优化规划[J].电力系统自动化,2007,31(3):29-33.  
GE Shaoyun, LI Hui, LIU Hong. Substation optimization based on weighted Voronoi diagram [J]. Automation of Electric Power Systems, 2007, 31(3): 29-33.
- [4] 曹昉,孟琦斌,苗培青,等.基于改进加权 Voronoi 图和遗传算法的变电站规划[J].电网技术,2015,39(2):511-516.  
CAO Fang, MENG Qibin, MIAO Peiqing, et al. Substation planning based on improved weighted Voronoi diagram and genetic algorithm [J]. Power System Technology, 2015, 39(2): 511-516.
- [5] 严司玮.基于改进粒子群算法的变电站两阶段优化选址[D].长沙:湖南大学,2009:1-12.  
YAN Siwei. Two stage optimal location of substation based on improved particle swarm optimization [D]. Changsha: Hunan University, 2009: 1-12.
- [6] 刘自发,张建华.基于改进多组织粒子群体优化算法的配电网变电站选址定容[J].中国电机工程学报,2007,38(19):235-239.  
LIU Zifa, ZHANG Jianhua. Optimal planning of substation locating and sizing based on refined multi-team PSO algorithm [J]. Proceedings of the CSEE, 2007, 38(19): 235-239.
- [7] 王成山,魏海洋.变电站选址定容两阶段优化规划[J].电力系统自动化,2005,29(3):41-46.  
WANG Chengshan, WEI Haiyang. Two-stage optimal planning of substation locating and sizing [J]. Automation of Electric Power Systems, 2005, 29(3): 41-46.
- [8] 刘友强,李欣然.云理论在配电网变电站选址定容中的应

- 用[J]. 中国电机工程学报,2014(4):48-52.
- LIU Youqiang, LI Xinran. Application of cloud theory to optimal planning of substation locating and sizing [J]. Proceedings of the CSEE, 2014(4):48-52.
- [9] HAFHIFAM M R, SHAOHABI M. Optimal location and sizing of HV/MV substations in uncertainty load environment using genetic algorithm[J]. Electric Power Systems Research, 2012, 63(11):37-50.
- [10] 李鑫滨, 朱庆军. 变电站选址定容新模型及其遗传算法优化[J]. 电力系统及其自动化学报, 2009, 21(3):32-35.
- LI Xinbin, ZHU Qingjun. New model optimized by genetic algorithm for distribution substation locating and sizing [J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2009, 21(3):32-35.
- [11] 陈 军. Voronoi 动态空间数据模型 [M]. 北京: 测绘出版社, 2002: 101-120.
- CHEN Jun. Voronoi dynamic spatial data model [M]. Beijing: Mapping Press, 2002: 101-120.
- [12] 周建华, 孙 蓉, 陈久林, 等. 基于改进 PSO 算法的含风电场电力系统网架扩展规划研究[J]. 电力工程技术, 2014, 33(5): 28-31.
- ZHOU Jianhua, SUN Rong, CHEN Jiulin, et al. Study on expansion planning of power system network containing wind farm based on improved PSO algorithm [J]. Electric Power Engineering Technology, 2014, 33(5): 28-31.
- [13] 李 丽, 牛 奔. 粒子群优化算法 [M]. 北京: 冶金工业出版社, 2009: 70-99.
- LI Li, LIU Ben. Particle swarm optimization [M]. Beijing: Metallurgical Industry Press, 2009: 70-99.
- [14] 刘文霞, 张林峰, 张建华. 基于 GIS 和 PSO 的智能变电站选址定容 [C] // 中国国际供电会, 2006.
- LIU Wenxia, ZHANG Linfeng. Intelligent substation locating and sizing based on GIS and PSO [C] // CISED, 2006.
- [15] L Z S, HOU Z R. Particle swarm optimization with adaptive mutation [J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 32(3):416-420.
- [16] BECERRA R L, COELLO C A. Culturing differential evolution for constrained optimization [J]. IEEE Service Center, Mexico, 2004, 70(2):300-312.
- [17] 黄 映. 基于改进混合差分进化算法的输电网规划研究 [J]. 电力工程技术, 2015, 34(4): 36-43.
- HUANG Ying. Substation optimization based on weighted Voronoi diagram [J]. Electric Power Engineering Technology, 2015, 34(4): 36-43.
- [18] 赖文海, 陈贤阳, 明国锋, 等. 基于双种群小生境差分进化算法的动态经济调度 [J]. 广东电力, 2016, 29(7): 83-87, 92.
- LAI Wenhai, CHEN Xianyang, MING Guofeng, et al. Dynamic economic dispatching based on dual population Niche differential evolution algorithm [J]. Guangdong Electric Power, 2016, 29(7): 83-87, 92.
- [19] 林艺城, 李锦培, 孟安波, 等. 基于改进差分纵横交叉算法的多区域动态经济调度 [J]. 广东电力, 2017, 30(5): 69-76.
- LIN Yicheng, LI Jinpei, MENG Anbo, et al. Multi-area dynamic economic dispatching based on improved differential evolution with crisscrossed optimization algorithm [J]. Guangdong Electric Power, 2017, 30(5): 69-76.

作者简介:



陈 浩

陈 浩(1989—),男,硕士,工程师,从事为电力系统调度运行与电网规划工作(E-mail:ch19890330@126.com);

王 健(1979—),男,本科,工程师,从事电网调度运行与智能配电网管理工作(E-mail:wangj0413@ah.sgcc.com.cn)。

## The Optimization of Substation Locating and Sizing Based on DEPSO Algorithm

CHEN Hao, WANG Jian

(State Grid Anhui Electric Power Co., Ltd. Ma'anshan Power Supply Company, Maanshan 243011, China)

**Abstract:** Aiming at the shortcomings that the traditional standard particle swarm optimization (PSO) tends to fall into the local optimum and the differential evolution algorithm (DE) has a slow convergence rate in the later stage, a differential particle swarm optimization algorithm (DEPSO) is proposed to optimize both the convergence speed and the global Optimum ability, and applied to distribution network substation planning. Through the combination of Voronoi diagram in the mathematical model of substation site selection to determine the substation power supply range and planning capacity, and then verify the substation actual load rate, simplify calculations and improve search efficiency. The long-term planning example of a city city verified that the algorithm is correct and effective, which can meet the planning requirements of urban distribution network.

**Key words:** particle swarm optimization; differential evolution; differential particle swarm optimization; Voronoi diagram; substation locating and sizing

(编辑 方 晶)