

# 基于自适应模拟退火遗传算法的多目标最优潮流

乐秀璠<sup>1</sup>, 覃振成<sup>1</sup>, 尹峰<sup>2</sup>

(1. 河海大学电气工程学院, 江苏 南京 210098; 2. 江西九江供电局, 江西 九江 332000)

**摘要:** 采用自适应遗传算法来确定基本遗传算法的交叉率和变异率, 保证遗传算法的收敛性。同时引入模拟退火法思想, 通过拉伸目标函数的适应度使优秀个体在产生后代时具有明显的优势, 从而加速寻优的过程, 形成一种新的算法: 自适应模拟退火遗传算法。应用该算法进行电力系统多目标最优潮流计算, IEEE30 试验系统计算结果表明了该算法的灵活性和有效性。

**关键词:** 自适应模拟退火遗传算法; 模糊集理论; 多目标; 最优潮流

**中图分类号:** TM71      **文献标识码:** A      **文章编号:** 1003-4897(2005)07-0010-06

## 0 引言

最优潮流是 60 年代初期法国电力公司的 J. Carpentier 提出来的, 多年来一直吸引了大量学者对此问题进行研究并在多个领域得到了应用。最优潮流本身在数学上是一类多变量、高维数、多约束、连续和离散的变量共存的混合非线性优化问题。就当前来说, 解电力系统 OPF 的方法可以分成两大类。一类是基于数值解法的方法, 主要有: 线性规划法、非线性规划法、二次规划法、解偶法、牛顿法、内点法等, 这类算法各有特点, 总的来说是计算速度相对较快, 适于在线计算, 但对约束条件特别是离散变量的处理较麻烦; 另一类是基于人工智能的方法, 如: 模拟退火法、遗传算法、进化规划法、Tabu 搜索法、粒子群算法、混沌搜索法、人工免疫算法、熵理论方法等, 这类算法主要是模仿自然界和生物的一些特性和行为来处理问题而不必进行繁琐的数据处理和数值计算, 程序简单易行, 但计算速度相对较慢, 不太适应现代大规模电力系统的在线计算分析。此外, 模糊集理论、并行计算等方法也已应用到电力系统潮流计算中, 并与以上各种算法相结合, 使最优潮流算法的内容不断丰富。

基于数值解法的 OPF 在实际电力系统中已得到广泛的应用, 文献 [1, 2] 对这些算法作了较全面的综述。但是, 由于 OPF 是非凸的非线性规划问题, 数值解法难以保证其收敛至最优解, 此外, 这些算法对离散变量的处理也是不尽人意的。于是人们想到用人工智能方法来解算 OPF 问题, 如: 遗传算法<sup>[3-5]</sup>、模拟退火法<sup>[6]</sup>、进化规划法<sup>[7]</sup>、粒子群算法<sup>[8]</sup>、混沌搜索法<sup>[9, 10]</sup>、人工免疫算法<sup>[11]</sup>、熵代理算法<sup>[12, 13]</sup>等。这些人工智能方法中, 遗传算法无疑是

理论最完善、应用最成熟的。但遗传算法也还有许多需要改进的地方, 本文针对该算法存在振荡与陷入局部最优点以及不能以概率 1 收敛的欺骗性问题, 对其进行了改进, 让算法中基因的交叉率和变异率自适应地随着繁殖的进行而自动地改变, 并具有保留精英策略。同时, 用模拟退火方法来适当拉伸目标函数的适应度, 以使优秀个体进入下一代的机率更大, 使算法能以接近概率 1 快速收敛到最优解。在进行多目标优化时, 应用模糊集理论, 将多目标优化变成单目标优化问题。最后用该算法对 IEEE30 试验系统进行计算, 结果表明该算法编程简单、灵活, 寻到全局最优解的概率高, 收敛快。

## 1 自适应模拟退火遗传算法

### 1.1 自适应遗传算法 AGA (Adaptive Genetic Algorithms)

基本遗传算法 SGA (Simple Genetic Algorithms) 效法基于自然选择的生物进化、模仿生物进化过程的随机方法。算法采纳了自然进化模型, 其基本操作主要有: 选择、交叉和变异。算法中交叉率  $P_c$  和变异率  $P_m$  的选择是影响遗传算法行为和性能的关键所在, 直接影响算法的收敛性,  $P_c$  越大, 新个体产生的速度就越快。然而,  $P_c$  过大时遗传模式被破坏的可能性也越大, 使得具有高适应度的个体结构很快就会被破坏; 但是如果  $P_c$  过小会使搜索过程缓慢。对于变异率  $P_m$ , 如果  $P_m$  过小就不易产生新的个体结构; 但  $P_m$  过大算法就变成了纯粹的随机搜索而不能体现遗传算法的特性。针对不同的优化问题, 需要反复试验来确定  $P_c$  和  $P_m$ , 这很繁琐且很难找到适应于每个问题的最佳值。

针对以上问题, Srinivas 等提出了自适应遗传

算法<sup>[14]</sup>,使  $P_c$  和  $P_m$  能够随适应度的变化而自动改变。其主要思想是:当种群各个体适应度趋于一致或是趋于局部最优时,使  $P_c$  和  $P_m$  增加,而当群体适应度比较分散时使  $P_c$  和  $P_m$  减小;同时,对适应值高于平均适应值的个体,对应于较低的  $P_c$  和  $P_m$ ,使该解得以保护而进入下一代;而低于平均适应值的个体,对应于较高的  $P_c$  和  $P_m$ ,使该解被淘汰掉。因此,自适应的  $P_c$  和  $P_m$  能够提供相对某个解的较佳  $P_c$  和  $P_m$ 。另外,为了保证每一代的优良个体不被破坏,采用精英选择策略,使它们直接复制到下一代中,因此,自适应遗传算法在保持群体多样性的同时保证遗传算法的收敛性。

经过改进,自适应遗传算法中,  $P_c$  和  $P_m$  按如下公式进行自适应调整:

$$P_c = \begin{cases} P_{c1} - \frac{(P_{c1} - P_{c2})(f - f_{avg})}{f_{max} - f_{avg}}, & f > f_{avg} \\ P_{c1}, & f < f_{avg} \end{cases} \quad (1)$$

$$P_m = \begin{cases} P_{m1} - \frac{(P_{m1} - P_{m2})(f_{max} - f)}{f_{max} - f_{avg}}, & f > f_{avg} \\ P_{m1}, & f < f_{avg} \end{cases} \quad (2)$$

式中:  $P_{c1} = 0.9$ ,  $P_{c2} = 0.6$ ,  $P_{m1} = 0.1$ ,  $P_{m2} = 0.001$ ,  $f$  为要交叉的两个个体中较大的适应度值,  $f_{max}$  为群体中最大的适应度值,  $f_{avg}$  为每代群体的平均适应度,  $f$  为要变异的个体的适应度值。

### 1.2 自适应遗传算法与基本遗传算法的计算结果比较

为验证自适应遗传算法较之基本遗传算法的优越性,分别用两种算法求以下一元函数的最大值:

$$f(x) = x \sin(10 - x) + 2.0 \quad x \in [-1, 2] \quad (3)$$

这个函数在该区间上的最大值比 3.85 略大,在该区间上函数有多个极大值点。用两种算法都能寻到最优解,但用基本遗传算法并不能以概率 1 寻到最优解,在交叉率为 0.8,变异率 0.05,最大进化代数 200 代的条件下,每次运行程序都能寻到最优解的概率约为 0.64,平均进化代数约为 100 代能寻到最优解,每一代的最优解有较大的振荡(见图 1)。而自适应遗传算法能以接近 1 的概率寻到最优解,平均进化代数约只有 40 代左右且不存在振荡现象。图 1 是两种算法在某次运行时适应度的最大值、平均值、最小值的变化情况,从图中可看出自适应遗传算法有优越的寻优能力。

### 1.3 模拟退火遗传算法 SAGA (Simulated Annealing Genetic Algorithm)

模拟退火算法是 1982 年 Kirkpatrick 等将固体

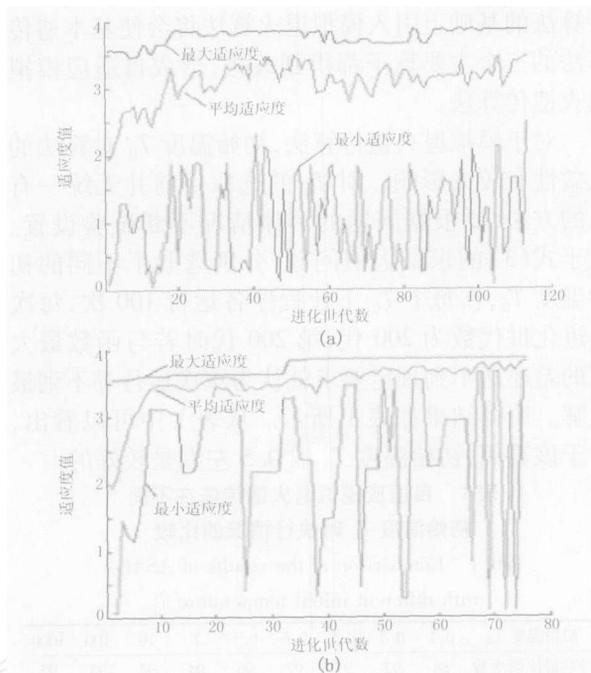


图 1 基本遗传算法 (a)与自适应遗传算法 (b)寻优过程

Fig 1 Search process for optimal solution of SGA (a) and A GA (b)

退火思想引入组合优化领域而提出的一种大规模组合优化问题的有效近似算法<sup>[15]</sup>,其物理背景是固体退火过程的物理图像和统计性质。

Paul L. Stoffa 借鉴模拟退火思想,提出了模拟退火遗传算法<sup>[14]</sup>,该算法采用如下的适应度拉伸方法:

$$f_i = e^{f_i/T} / \sum_{i=1}^M e^{f_i/T} \quad (4)$$

$$T = T_0 (0.99^{g-1}) \quad (5)$$

式中:  $f_i$  为第  $i$  个个体的适应度,  $M$  为种群大小,  $g$  为进化代数,  $T$  为温度,  $T_0$  为初始温度。

遗传算法在运行早期个体差异较大,采用轮盘赌方式选择后,在早期容易使个别好的个体的后代充斥整个种群,造成早熟;而在遗传算法后期,适应度趋向一致,优秀的个体在产生后代时,优势不明显,因此对适应度适当地拉伸是必要的。这样在高温时(遗传算法的前期),适应度相近的个体产生的后代的概率相近;而当温度不断下降后,拉伸作用加强,使适应度相近的个体适应度差异放大,从而使得优秀的个体优势更明显。

将模拟退火法引入基本遗传算法主要是用来优化算法的选择算子,而自适应遗传算法主要是优化遗传算法的交叉算子和变异算子,因此在自适应遗

传算法的基础上引入模拟退火算法将会使基本遗传算法的三个主要算子都得到改进,形成自适应模拟退火遗传算法。

对于模拟退火遗传算法,初始温度  $T_0$  对算法的收敛性有较大影响。对  $T_0$  的选取目前并无统一有效的方法,要根据问题的具体情况不断试验设置。对于式 (3) 的求最大值问题,分别选取了不同的初始温度  $T_0$ ,在每个  $T_0$  下让程序各运行 100 次,每次的进化世代数为 200 代,第 200 代时若与函数最大值的差还达不到预定要求就认为该次运行寻不到最优解。所得结果如表 1 所示。从表 1 中可以看出,对于该算例,初始温度  $T_0$  取 0.5 左右是较好的。

表 1 自适应模拟退火遗传法在不同初始温度  $T_0$  时执行情况的比较

Tab 1 Comparison of the results of ASA GA with different initial temperature  $T_0$

初始温度 $T_0$	0.1	0.3	0.5	0.6	0.7	1	10	100	1000
寻到最优解次数	86	92	97	97	96	94	92	93	95
平均进化世代数	56	41	33	34	37	38	66	70	69
平均每次时间									
开销 / 注	0.491	0.372	0.302	0.311	0.332	0.343	0.573	0.606	0.603

注:程序是用 Matlab 语言编写的,在 P4 2.4 GHz 机器上运行。

表 2 是基本遗传算法、自适应遗传算法和自适应模拟退火遗传算法执行结果的比较,(优化问题是式 (3) 的最大值问题) 同样是每个程序各运行 100 次、最大进化 200 代。其中基本遗传算法交叉率和变异率分别为 0.8 和 0.05;自适应模拟退火遗传算法的初始温度取 0.5。

表 2 三种算法运行结果比较

Tab 2 Comparison of the results of SGA, AGA and ASA GA

	SGA	AGA	ASA GA
寻到最优解次数	64	98	97
平均进化世代数	100	46	33
平均每次时间开销 / s	0.822	0.412	0.302

从表 2 看出,基本遗传算法能寻到最优解的概率只有 0.64,而自适应遗传算法寻到最优解的概率基本相等,接近于 1;自适应模拟退火遗传算法平均进化 33 代就能寻到最优解,在三种算法中显然是最好的,这正是本文所期望的。

## 2 最优潮流的数学模型

对于一个有  $n$  个节点,  $k$  台发电机,  $h$  台有载调压变压器和  $g$  处配有无功补偿设备的电力系统,以全网总耗量和有功网损最小为目标函数,各节点电压的幅值为可伸缩约束,其余均为硬约束,则其最优

潮流问题的数学模型可以表示为:

$$\begin{aligned}
 \text{obj } & F = \min (F_{\text{cost}}, P_{\text{loss}}) \\
 \text{s t } & P_i = 0, \quad i = 1, 2, \dots, n \\
 & Q_i = 0, \quad i = 1, 2, \dots, n \\
 & P_{g \min} \leq P_{gi} \leq P_{g \max}, \quad i = 1, 2, \dots, k \\
 & Q_{g \min} \leq Q_{gi} \leq Q_{g \max}, \quad i = 1, 2, \dots, k \\
 & V_{\min} \leq V_i \leq V_{\max}, \quad i = 1, 2, \dots, n \\
 & T_{ij \min} \leq T_{ij} \leq T_{ij \max}, \quad i = 1, 2, \dots, h \\
 & 0 \leq N_{ci} \leq N_{c \max}, \quad i = 1, 2, \dots, g
 \end{aligned} \tag{6}$$

式中:  $F_{\text{cost}} = \sum_{i=1}^k (\frac{1}{2} a_i P_{gi}^2 + b_i P_{gi} + c_i)$  为系统发电费用 (\$ / h), 其中  $a_i, b_i, c_i$  为发电机  $i$  的费用系数;

$P_{\text{loss}} = \sum_{i=1}^k P_{gi} - \sum_{j=1}^{nl} P_{lj}$  为系统有功网损 (MW 或标么值), 其中  $nl$  为接有负荷的节点总数,  $P_{lj}$  为节点  $j$  的有功负荷;  $P_i = 0$  和  $Q_i = 0$  为系统功率平衡方程即潮流方程;  $P_{gi}, P_{g \max}, P_{g \min}$  为发电机  $i$  的有功及其上下限;  $Q_{gi}, Q_{g \min}, Q_{g \max}$  为发电机  $i$  的无功及其上下限;  $V_{\min}, V_{\max}$  为节点  $i$  电压的上下限;  $N_{ci}, N_{c \max}$  为电容补偿器  $i$  的投切组数及其上限;  $T_{ij}, T_{ij \min}, T_{ij \max}$  为节点  $i$  和节点  $j$  间有载调压变压器的档位及其上下限。

对式 (6) 多目标优化问题,不同的文献有不同的处理方法<sup>[7, 16, 17]</sup>, 本文应用模糊集理论将其转换成单目标优化问题。目标函数和节点电压的隶属度函数可以构造为:

$$\mu_1 (F_{\text{cost}}) = \begin{cases} 1 & F_{\text{cost}} \leq 1 \\ (2 - F_{\text{cost}}) / (2 - 1) & 1 < F_{\text{cost}} \leq 2 \\ 0 & F_{\text{cost}} > 2 \end{cases} \tag{7}$$

$$\mu_2 (P_{\text{loss}}) = \begin{cases} 1 & P_{\text{loss}} \leq 1 \\ (2 - P_{\text{loss}}) / (2 - 1) & 1 < P_{\text{loss}} \leq 2 \\ 0 & P_{\text{loss}} > 2 \end{cases} \tag{8}$$

$$\mu_3 (V_i) = \begin{cases} 1 & V_{\min} \leq V_i \leq V_{\max} \\ (V_{\min} - V_i) / v & V_{\min} - v < V_i < V_{\min} \\ (V_i - V_{\max}) / v & V_{\max} < V_i < V_{\max} + v \\ 0 & V_i > V_{\max} + v \text{ 或 } V_i < V_{\min} - v \end{cases} \tag{9}$$

式中:  $1, 2$  为系统发电费用可接受的上下限;  $1, 2$  为网损可接受的上下限值。上限通常取优化前的值,而下限可取为单目标优化时的最优值;  $v$  为

节点电压越界的最大允许值。

取一隶属变量 为所有隶属函数中最小的隶属度:

$$= \min\{\mu_1(F_{\cos r}), \mu_2(P_{bss}), \mu_3(V_1), \mu_3(V_2), \dots, \mu_3(V_n)\} \quad (10)$$

则原多目标 OPF模型 (6)可以转化为使隶属度最大化的单目标非线性规划模型:

$$\begin{aligned} \text{obj} \quad & F = \max[ \quad ] \\ \text{s.t.} \quad & \begin{cases} P_i = 0 & i = 1, 2, \dots, n \\ Q_i = 0 & i = 1, 2, \dots, n \\ F_{\cos r} - ( \quad - \quad ) = 0 \\ P_{bss} - ( \quad - \quad ) = 0 \\ V_i - v & V_{\min} & i = 1, 2, \dots, n \\ V_i + v & V_{\max} & i = 1, 2, \dots, n \\ P_{g\min} & P_{gi} & P_{g\max} \\ Q_{g\min} & Q_{gi} & Q_{g\max} \\ T_{i\min} & T_{ij} & T_{i\max} \\ N_{c\min} & N_{ci} & N_{c\max} \end{cases} \quad (11) \end{aligned}$$

式中各变量的意义与式 (6) ~ (9)相同。

### 3 算法设计及算例计算

IEEE30试验系统有发电机 6台,有载调压变压器 4台,并联电容补偿器 2台。控制变量为发电机的有功、无功输出各 5个 (除去了平衡节点的有功和无功),变压器分接头 4个,电容补偿器 2个,共 16个控制变量。平衡节点的有功、无功作为输出。

1) 控制变量排序与编码如图 2。

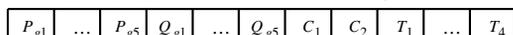


图 2 控制变量编码示意图

Fig 2 Representation of chromosomes

进行初始潮流计算后,利用这些值作为优化的初始值。进行优化计算时,以上控制变量代表的是初始值的修正量。对 IEEE30 试验系统来说,优化后的有功、无功变化量应在初始值的正负 1 范围内;变压器分接头和节点电压的变化量应在初始值的正负 0.1 范围内。所以,用二进制编码时,取串长为 10 就能满足计算精度要求,即有功、无功的精度达 0.002;电压的精度达 0.0002。因此,整个控制变量的串长为 160 位。

2) 交叉操作:由于染色体的串较长,采用多点交叉策略,以促进对解空间的搜索。变异操作:对于含有 16个变量 160位的串码,如果每次变异只让其中的一位以很小的概率变异,那将延长进化的进程,

因此,每次变异可任意选其中的几位来判断是否要变异。

#### 3) 计算流程

初始潮流计算。

产生第一代种群:形成 40 个使潮流收敛的个体。每个个体如下产生,随机产生 16 个长度为 10 位的二进制随机数,将其映射到该变量对应变化范围 (如有功、无功对应于正负 1,电压对应于正负 0.1)的十进制,这些值就是对应于初始潮流值的修正量,将初始潮流值加上修正量后代入潮流方程,若潮流收敛并满足约束条件,则这个个体为合格的个体,否则重新选取。

计算种群中每个个体的适应度函数值,即式

$$(10)。$$

进行遗传操作:选择、交叉、变异:形成新一代个体,但每个个体都要通过潮流验证;在潮流计算时先将二进制的控制变量转换成十进制,然后用牛顿-拉夫逊进行计算。若满足约束条件则保留,否则按步骤 产生一个个体来补充。

若连续若干代运算后适应度函数值无显著变化则结束,否则转向步骤 。

应用自适应模拟退火遗传算法对 IEEE30 测试系统 (该系统的数据取自文献 [18])分别进行了单独以发电费用最小、系统网损最小和同时考虑发电费用最小和网损最小的最优潮流计算,进化 200 代,计算结果如表 3 所示。

表 3 IEEE30测试系统最优潮流结果

Tab 3 OPF of IEEE30 bus test system

	优化前	单独优化发电费用	单独优化系统网损	同时优化费用和网损
发电费用 (\$/h)	900.6	802.4	963.1	869.8
系统网损 (p.u.)	0.0534	0.091	0.0309	0.0412

从表 3 看出,单独优化发电费用时费用降幅为 10.9%,但系统网损上升了 70.4%;而单独优化网损时网损下降了 43.5%,但发电费用上升了 6.9%;同时优化网损和费用时,网损和发电费用分别下降了 9.7%和 3.4%。这表明,对于这个系统,不可能同时使发电费用和网损优化到各自单独优化时的最优值。值得指出的是,同时优化两个目标时,到底要使哪个目标的结果更好与优化期望值  $\mu_1$  和  $\mu_2$  的取值有关:若  $\mu_2 - \mu_1$  的相对变化范围比  $\mu_1 - \mu_2$  的相对变化范围大,则  $\mu_1(F_{\cos r})$  就较小,在式 (10) 中被选中的概率就较大,于是优化偏重于发电费用,反之亦然。

文 [9] 用基于混沌优化和 BFGS 方法对该系统进行发电费用优化的结果是 802.48, 文 [3] 用增强遗传算法 EGA (Enhanced Genetic Algorithm) 优化的结果是 802.04; 文 [10] 用混沌搜索法单独优化网损时结果为 0.0268, 单独优化发电费用时结果为 802.253, 同时优化网损和发电费用时, 网损和发电费用分别为 0.047 和 868.179; 文 [7] 采用自适应进化规划方法进行系统网损优化的结果是 0.0357, 同时优化发电费用和网损时, 其网损为 0.0403; 文 [16] 用非线性内点法单独优化网损时系统网损为 0.0329, 多目标优化时网损降低至 0.0174, 但此时的发电费用只减少了 0.634%。可见, 本文提出的方法是可行而有效的, 具有较强的寻优能力。

#### 4 结论

电力系统单独优化发电费用或单独优化网损时都不一定是系统的最佳运行方式, 只有同时优化多个目标时才更具实际意义。但多目标 OPF 是较复杂的非线性规划问题, 解决较麻烦, 因此, 寻求一种简单而有效的算法一直是有关电力工作者的追求。本文提出的 ASAGA 在基本遗传算法的基础上, 对选择、交叉和变异三个遗传算子进行了优化, 建模和编程都简单、灵活, 具有内含并行性, 能以较大概率寻到最优解, 不必进行繁琐的约束条件的处理, 通过 IEEE30 试验系统的计算表明该算法有很好的应用价值。

#### 参考文献:

- [1] Momoh J A, El-Hawary M E, Adapa R. Nonlinear and Quadratic Programming Approaches, Part [J]. A Review of Selected Optimal Power Flow Literature to 1993, 1999, 14(1): 96-104.
- [2] Momoh J A, El-Hawary M E, Adapa R. Newton, Linear Programming and Interior Point Methods, Part [J]. A Review of Selected Optimal Power Flow Literature to 1993, 1999, 14(1): 105-111.
- [3] Bakirtzis A G, et al. Optimal Power Flow by Enhanced Genetic Algorithm [J]. IEEE Trans on Power Systems, 2002, 17(2): 229-236.
- [4] Zhang X, Dunn R W, Li F. Stability Constrained Optimal Power Flow for the Balancing Market Using Genetic Algorithm [A]. Proceedings of IEEE PES General Meeting Toronto (Canada): 2003.
- [5] 熊信良, 吴耀武. 遗传算法及其在电力系统中的应用 [M]. 武汉: 华中科技大学出版社, 2002.
- [6] Roa-Swpuveda C A, Pavez-Lazo B J. A Solution to the Optimal Power Flow Using Simulated Annealing [J]. Electrical Power and Energy Systems, 2003, 25: 47-57.
- [7] 石立宝, 徐国禹. 自适应进化规划及其在多目标最优潮流中的应用 ( ) ——基于自适应进化规划的多目标最优潮流 [J]. 电力系统自动化, 2000, 24(8): 33-36.
- [8] SHILi-bao, XU Guo-yu. Self-adaptive Evolutionary Programming and Its Application to Multi-objective Optimal Load Flow, Part Two: Self-adaptive Evolutionary Programming Solution of Multi-objective Optimal Load Flow [J]. Automation of Electric Power Systems, 2000, 24(8): 33-36.
- [9] Abido M A. Optimal Power Flow Using Particle Swarm Optimization [J]. Electrical Power and Energy Systems, 2002, 24: 563-571.
- [10] 刘盛松, 侯志俭, 蒋传文. 基于混沌优化和 BFGS 方法的最优潮流算法 [J]. 电力系统自动化, 2002, 26(10): 13-17.
- [11] LIU Sheng-song, HOU Zhi-jian, JIANG Chuan-wen. Optimal Power Flow Algorithm Based on Chaos Optimization and BFGS Method [J]. Automation of Electric Power Systems, 2002, 26(10): 13-17.
- [12] 卓峻峰, 赵冬梅. 基于混沌搜索的多目标模糊优化潮流算法 [J]. 电网技术, 2003, 27(2): 41-44.
- [13] ZHUO Jun-feng, ZHAO Dong-mei. A Chaos Optimization Based Algorithm for Multi-objective Fuzzy Optimal Power Flow [J]. Power System Technology, 2003, 27(2): 41-44.
- [14] 孙勇智, 韦巍. 基于人工免疫算法的电力系统最优潮流计算 [J]. 电力系统自动化, 2002, 26(12): 30-34.
- [15] SUN Yong-zhi, WEI Wei. Solution of Optimal Power Flow Problem Based on Artificial Immune Algorithm [J]. Automation of Electric Power Systems, 2002, 26(12): 30-34.
- [16] 李志民, 李卫星, 王永建. 基于熵理论的最优潮流代理约束算法 [J]. 电力系统自动化, 2001, 25(11): 28-31.
- [17] LI Zhi-min, LI Wei-xing, WANG Yong-jian. Surrogate Constraint Algorithm for Optimal Power Flow Based on the Entropy Theory [J]. Automation of Electric Power Systems, 2001, 25(11): 28-31.
- [18] Chen L, Matoba S, Inabe H, et al. Surrogate Constraint Method for Optimal Power Flow [J]. IEEE Trans on Power Systems, 1998, 13(3): 1084-1089.
- [19] 王小平, 曹立明. 遗传算法 ——理论、应用与软件实现 [M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2002.
- [20] WANG Xiao-ping, CAO Li-ming. Genetic Algorithm: Theory, Application and Software Realization [M]. Xi an:

- Xi an Jiaotong University Press, 2002
- [15] 康立山,谢云. 非数值并行算法——模拟退火算法 [M]. 北京:科学出版社, 2000.  
KANG Li-shan, XIE Yun Non-numerical Parallel Algorithm: Simulated Annealing Algorithm [M]. Beijing: Science Press, 2000.
- [16] 刘明波,段晓军. 一种求解多目标最优潮流的模糊优化算法 [M]. 电网技术, 1999, 23(9): 23-26  
L U Ming-bo, DUAN Xiao-jun A Fuzzy Optimization Algorithm of Multi-objective Optimal Power Flow [M]. Power System Technology, 1999, 23(9): 23-26
- [17] Rosehart W D, Caniares C A, Quintana V H. Multi-objective Optimal Power Flow to Evaluate Voltage Security Costs in Power Networks[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2003, 18(2): 578-587.
- [18] 吴际舜,侯志俭. 电力系统潮流计算的计算机方法 [M]. 上海:上海交通大学出版社, 2000.  
WU Ji-shun, HOU Zhi-jian Computer Approach for Power Systems Power Flow Calculation [M]. Shanghai: Shanghai Jiaotong University Press, 2000.

收稿日期: 2004-07-16; 修回日期: 2004-07-29

作者简介:

乐秀璠 (1952 - ),男,副教授,从事电力系统及其自动化教学和科研工作,研究方向为电力系统监控、继电保护;

覃振成 (1972 - ),男,硕士,研究方向为电力系统稳定性分析与优化运行; E-mail: qinzhencheng@163.com

尹峰 (1971 - ),男,工程师,从事城乡电网规划设计工作。

### Multi-objective optimal power flow based on adaptive simulated annealing genetic algorithm

LE Xiu-fan<sup>1</sup>, Q N Zhen-cheng<sup>1</sup>, YN Feng<sup>2</sup>

(1. Electrical Engineering Department, Hohai University, Nanjing 210098, China;

2. Jiujiang Power Supply Bureau, Jiujiang 332000, China)

**Abstract:** This paper adopts adaptive genetic algorithm (AGA) to determine crossover ratio and mutation ratio of the simple genetic algorithm to make the algorithm converge efficiently. At the same time, simulated annealing algorithm (SAA) is introduced to modify the genetic algorithm fitness values in order to improve genetic algorithm selection operator, so can accelerate the algorithm search for optimal solution. A new algorithm called adaptive simulated annealing genetic algorithm (ASAGA) is presented. The proposed method can be applied to solve multi-objective optimal power flow problems. The simulation results of an IEEE30 bus test system demonstrate that the method can model and deal with constraints easily and flexibly, reduce the computational requirements and prevent the search from being in local optimum or converging with difficulty near the global optimum.

**Key words:** adaptive simulated annealing genetic algorithm (ASAGA); fuzzy set theory; multi-objective; optimal power flow

## 2004年《继电器》合订本火热订购

继电器杂志社即将推出 2004年合订本 (半月刊),数量有限,欢迎订购。

2004年合订本 (印刷版) 定价: 300元 /套

2004年合订本 (光盘版) 定价: 100元 /张

购买方式: (如需发票请写明抬头信息)

#### 1. 邮局汇款

地址: 河南省许昌市延安路科技中心 461000

收款人: 继电器杂志社

#### 2. 银行转帐

开户行: 许昌市工商银行五一路支行

户名: 许昌继电器研究所

帐号: 1708023029021010058 - 051

以上平邮不收邮寄费,如挂号或特快专递邮寄需另付邮费 20元。

联系人: 付永生

电话: 0374 - 3212254 3212444

E - mail: fuyongsheng@cepc.com