

# 基于改进免疫遗传算法的电力系统无功优化

王秀云, 邹磊, 张迎新, 李辉, 潘文明

(东北电力大学电气工程学院, 吉林 吉林 132012)

**摘要:** 针对无功优化问题的特点, 在现有免疫遗传算法基础之上, 提出一系列改进措施, 形成了一种新的解决无功优化问题的改进免疫遗传算法。该算法将免疫遗传算法中常用的二进制编码改进为整、实数混合编码, 提高了计算速度与精度; 将通常的选择、变异操作与进化代数相联系, 形成具有动态调整功能的改进 Boltzmann 退火选择、非均匀变异算子, 提高了算法的全局收敛性, 加快了计算速度; 引入疫苗接种概念, 有效地抑制了算法在进化过程中出现的退化现象, 进一步加快了算法的收敛速度。以 IEEE30 节点系统为例对该改进算法的性能进行了测试, 结果表明了该算法的有效性和可行性。

**关键词:** 无功优化; 免疫遗传算法; 改进免疫遗传算法; 非均匀变异算子; 免疫疫苗

## Reactive power optimization of power system based on the improved immune genetic algorithm

WANG Xiu-yun, ZOU Lei, ZHANG Ying-xin, LI Hui, PAN Wen-ming  
(Electrical Engineering College, Northeast Dianli University, Jilin 132012, China)

**Abstract:** According to the reactive power optimization characteristics, this paper proposes a series of improvements based on the existing immune genetic algorithm, and forms a new kind of improved immune genetic algorithm, which is applied to solve the problems of reactive power optimization. In the improved algorithm, the binary code mode is substituted by the whole and real number of mixed code mode, which improves the computing speed and precision. The common operations of selection and mutation are connected with the evolution generations to form improved Boltzmann annealing selection and non-uniform mutation, which have the dynamic alignment function. All these improvements enable the algorithm to have a better global convergence, simultaneously accelerate the computation speed. The introduction of vaccine inoculation concept has effectively suppressed the degenerated phenomenon which appears in the evolution process to furtherly speed up the algorithm convergence rate. IEEE 30-bus system is used to test the performance of the improved algorithm, and the results show its validity and feasibility.

**Key words:** reactive power optimization; immune genetic algorithm; improved genetic algorithm; non-uniform mutation; immune vaccine

中图分类号: TM76 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2010)01-0001-05

## 0 引言

电力系统无功优化是保证系统安全、经济运行的一项有效手段, 是提高电压质量、改善系统无功分布、降低网络损耗的一项重要措施<sup>[1]</sup>, 因此, 具有非常重要的理论意义和应用价值。迄今为止, 国内外学者对无功优化问题进行了大量的研究, 所采用的方法包括单纯形法、二次规划法、动态规划法等经典算法。这些算法大都把离散变量当成连续变量来处理, 容易陷入局部最优且计算时间过长<sup>[2]</sup>。近年来, 随着优化技术的发展, 又出现了多种智能优化算法, 其中遗传算法作为模拟生物进化过程的一种新方法, 以其较强的离散处理能力及其简单通用、鲁棒性强等显著特点引起了较为广泛的关注, 并在实际应用中取得了一些经验和成果。但遗传算

法在处理无功优化问题时仍然存在收敛过早、局部搜索能力较弱、收敛速度较慢等缺陷<sup>[3]</sup>。人工免疫系统是计算机智能研究的新领域, 在电力系统中的应用主要包括负荷预测、最优潮流、电源规划等。在遗传算法中引入免疫算子后形成的免疫遗传算法在寻优过程中能够随对象的变化而变化, 除了具有传统遗传算法的优点外, 同时具有免疫功能, 有效地改善了单一算法的性能。文献[4]对免疫遗传算法进行了研究, 但仅限于两种算法简单的结合, 并未充分考虑两种算法各自的特点, 使得算法性能的提升受到限制; 文献[5]对抗体浓度进行了重新定义, 改善了种群的多样性, 得到了较好的优化效果。

本文在前人研究的基础之上, 结合电力系统无功优化问题的特点, 将免疫遗传算法进行了一系列改进, 包括编码方案、选择、变异等操作, 使算法

的计算速度、精度得到较大幅度的提升，同时引入的疫苗接种概念有效抑制了算法在进化过程中出现的退化现象，进一步加快了算法的收敛速度。选用 IEEE-30 节点系统作为测试系统，分别采用简单遗传算法 SGA (simple genetic algorithm)、免疫遗传算法 IGA (immune genetic algorithm) 和本文提出的改进免疫遗传算法 IIGA (improved immune genetic algorithm) 进行优化计算，通过对比分析，验证了本文算法的优越性、有效性和实用性。

### 1 无功优化问题的数学模型

电力系统无功优化问题具有非线性、多变量、控制变量的离散性和连续性混合共存的特点，其优化控制的数学模型为：

$$\begin{cases} \min f = f(x, u) \\ \text{st} : g(x, u) \\ h(x, u) \leq 0 \end{cases} \quad (1)$$

式中： $f$  为目标函数，本文选取为网损最小； $g$  为用于等式约束的潮流方程； $h$  用于确定约束变量的可行域； $u$  为控制变量，本文选取为发电机端电压  $V_G$ 、无功补偿设备补偿容量  $Q_C$  和变压器分接头变比  $T_t$ ； $x$  为状态变量，本文选取为发电机无功出力  $Q_G$  和负荷节点电压  $V$ 。

### 2 免疫遗传算法及其改进

#### 2.1 免疫遗传算法

免疫遗传算法是基于生物体免疫机制提出的一种改进遗传算法，它将求解问题的目标函数对应为入侵生命体的抗原，将问题的解对应为免疫系统产生的抗体。在解决实际问题时，目标函数和约束条件作为抗原输入，随后产生初始抗体群，通过一系列遗传操作及抗体亲和力计算，在保持抗体多样性的情况下找出抗体种群中与抗原亲和力最大的抗体，即为问题的解。抗体群中等位基因可表示为：

$$X_i^{n,g} = (x_i^{1,g}, x_i^{2,g}, \dots, x_i^{n,g}) \quad (2)$$

式中： $n = 1, 2, \dots, N$  为抗体编号； $g$  为进化迭代次数； $i = 1, 2, \dots, M$  为抗体  $n$  的基因编号； $x_i^{g}$  代表  $g$  次迭代第  $n$  个抗体上第  $i$  个基因位上的基因。

假设种群由  $N$  个抗体组成，每个抗体有  $M$  个基因位，每个基因位上采用的字符集的大小为  $s$ ，则抗体编码如图 1 所示。

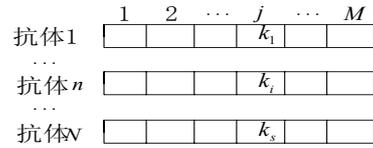


图 1 抗体编码

Fig.1 Flow chart of antibody coding

根据信息熵理论，基因座(染色体中基因所在的位置)  $j$  的信息熵可用式 (3) 计算。

$$E_j(N) = \sum_{i=1}^s -P_{ij} \lg P_{ij} \quad (3)$$

式中： $P_{ij}$  为等位基因  $i$  在基因座  $j$  上出现的概率，可用下式计算，

$$P_{ij} = \frac{\text{基因座上}j\text{出现等位基因}i\text{的次数}}{N} \quad (4)$$

$N$  个抗体的平均信息熵可用下式计算，

$$E(N) = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M E_j(N) \quad (5)$$

因此，任意两个抗体  $v$  和  $u$  的亲和度可用下式表示

$$A_{v,u} = \frac{1}{1 + E(2)} \quad (6)$$

式中： $E(2)$  表示抗体  $v$  和  $u$  的平均信息熵。 $A_{v,u}$  的取值范围为  $[0,1]$ ， $A_{v,u}$  越大，表明两个抗体之间的相似程度越高， $A_{v,u} = 1$  则表示两个抗体完全相同。

采用抗原与抗体的亲和度来描述可行解与最优解的逼近程度，亲和力高的个体所取得的目标函数值较好。抗体  $x_i^{v,g}$  与抗原的亲和力可用下式计算

$$A(x_i^{v,g}) = \frac{f(x_i^{v,g})}{\sum_{j=1}^N f(x_j^{v,g})} \quad (7)$$

式中： $f$  为个体适应度值。

抗体群体的多样性可用抗体的浓度进行度量。抗体浓度是指与某抗体相同或相近的抗体在整个种群中所占的比例，某抗体  $x_i^{v,g}$  的浓度可定义为

$$C(x_i^{v,g}) = \frac{\text{与抗体}x_i^{v,g}\text{的亲和度大于}\lambda\text{的抗体个数}}{N} \quad (8)$$

式中： $\lambda$  为亲和度阈值，其取值一般为  $\lambda \in [0.9,1]$  抗体的促进和抑制通过抗体的期望值来表达：

$$S(x_i^{v,g}) = \frac{A(x_i^{v,g})}{C(x_i^{v,g})} \quad (9)$$

式中:  $S(x_i^{v,g})$  即为抗体的期望值。

## 2.2 免疫遗传算法的改进

### 2.2.1 整、实数混合编码

对于大规模电力系统, 由于其控制变量维数很多, 如果采用常用的二进制编码, 抗体编码长度将很大, 这会使搜索空间急剧扩大。因此, 本文对抗体基因编码进行改进, 引入整、实数混合编码方案: 控制变量包含的两类离散变量 (无功补偿容量  $Q_{ci}$  和变压器变比  $T_i$ ) 一般都具有递增或递减的性质, 通过一一映射的方法将其转变为连续变化的整型变量 (无功补偿装置的投切档位  $D_{ci}$  和变压器分接头的可调档位  $B_{ti}$ ); 发电机端电压  $V_{Gi}$  为连续变量, 采用实数编码, 具体形式为:

$X=[V_{G1}, \dots, V_{Gn} | D_{c1}, \dots, D_{cn} | B_{t1}, \dots, B_{tn}]$   
 $V_{Gi}$  的初始值由式 (10) 产生:

$$X_i = rand \times (X_{i_{max}} - X_{i_{min}}) + X_{i_{min}} \quad (10)$$

式中:  $rand$  为介于 0 和 1 之间的随机数。

$D_{ci}$ 、 $B_{ti}$  的初始值由下式产生:

$$X_i = \text{int}[rand \times (X_{i_{max}} - X_{i_{min}} + 1)] + X_{i_{min}} \quad (11)$$

式中:  $\text{int}[\bullet]$  表示取整数。

以实数和十进制整数代替二进制数直接编码, 省去了频繁的编码和解码过程, 使计算速度和准确性都得到提高, 有利于处理大规模的优化问题<sup>[6]</sup>。

### 2.2.2 改进 Boltzmann 退火选择

在免疫进化过程中, 不同阶段需要不同的选择压力。早期阶段的选择压力较小, 我们希望较差的个体也有一定的生存机会, 使得群体保持较高的多样性; 后期阶段的选择压力较大, 我们希望缩小搜索邻域, 加快当前最优解改善的速度。为了在免疫进化过程中达到上述目的, 本文将一般免疫遗传算法中的适应值比例选择改进为具有动态调整群体进化过程中选择压力的 Boltzmann 选择方法, 即在目前的子代群体  $E_k = (x_1, x_2, \dots, x_n)$  中以公式 (12) 所求概率选择个体  $x_i$  进入新的父代群体,

$$p(x_i) = \frac{e^{f(x_i)/T}}{\sum_{i=1}^n e^{f(x_i)/T}} \quad (12)$$

式中:  $f(x_i)$  为个体  $x_i$  的适应度;  $T > 0$  是退火温度, 并随着迭代的进行以  $T = \alpha \cdot T$  逐渐缩小趋近于 0, 其中  $\alpha \in (0, 1)$ , 选择压力将随之升高。

由于在免疫遗传算法中, 通过计算抗体的期望

值来决定抗体的生存率, 若期望值高则被选择的概率就大, 使得与抗原亲和度高而浓度低的抗体得到促进; 否则, 抗体得到抑制。因而, 在采用 Boltzmann 选择时, 将适应度函数改为抗体的期望值, 具体公式如下

$$p(x_i) = \frac{e^{S(x_i)/T}}{\sum_{i=1}^n e^{S(x_i)/T}} \quad (13)$$

改进后的 Boltzmann 选择方式, 既实现了将抗体的期望值作为选择个体进入下一代的依据, 同时保留有 Boltzmann 选择方式原有的优点, 即在免疫进化过程中, 具有动态调整群体进化选择压力的功能, 这使得群体的多样性得到保证, 增强了群体的进化动力。

### 2.2.3. 非均匀变异

在免疫进化过程中, 寻优的搜索范围需要不断变化。进化早期, 群体多样性较好, 需要在较大范围内寻找最优解, 相应的变异范围也应该较大; 而随着种群的不断进化, 每一代得到的最优抗体不断靠近最优解, 为了实现精确的局部寻优, 变异的范围需要相应的减小。为了实现上述目的, 同时结合本文采用的整实型编码策略, 特将一般免疫遗传算法的变异方式进行改进, 引入可以将变异范围和进化代数相联系的非均匀变异算子<sup>[7]</sup>。其操作如下:

随机选出某一抗体  $V' = [x'_1, \dots, x'_i, \dots, x'_n]$ , 在  $[0, 1]$  区间内产生一个随机数  $r$ , 若  $r > p_m$  ( $p_m$  为由自适应免疫遗传算法确定的变异概率), 则对该抗体进行非均匀变异; 另产生一个  $[0, 1]$  区间内的随机数  $p$ , 变异参数的位置随机选定, 假设该抗体的第  $i$  个参数  $x_i$  被选定若  $x_i$  为抗体  $V$  的实数编码部分, 则变异后的抗体  $V$  的第  $i$  个变为:

$$x'_i = \begin{cases} x_i + \frac{t_{max} - t}{r!(n-r)!} \cdot rand(0, b_i - x_i), p = 0 \\ x_i + \frac{t_{max} - t}{r!(n-r)!} \cdot rand(0, b_i - x_i), p = 0 \end{cases} \quad (14)$$

若  $x_i$  为抗体  $V$  的整数编码部分, 则变异后的抗体  $V$  的第  $i$  个变为

$$x'_i = \begin{cases} \text{int}(x_i + \frac{t_{max} - t}{r!(n-r)!} \cdot rand(0, b_i - x_i), p = 0 \\ \text{int}(x_i + \frac{t_{max} - t}{r!(n-r)!} \cdot rand(0, b_i - x_i), p = 0 \end{cases} \quad (15)$$

上述两式中,  $t$  为进化代数,  $t_{\max}$  为最大进化代数,  $a_i$  为  $x_i$  的最小值;  $b_i$  为  $x_i$  的最大值; 扰动变量

$$\Delta(t, k) = \frac{t_{\max} - t}{t_{\max}} \cdot \text{rand}(0, k)$$
 按均匀分布概率返回

$(0, k)$  之间的随机数, 并保证随着进化代数  $t$  的增大返回值逐渐趋近于 0, 这样就使得改进后的免疫遗传算法在进化初期能够在较大的范围内进行全局均匀搜索, 而在进化后期则可以在局部范围内进行精确搜索。

### 2.2.4 免疫疫苗

在一般免疫遗传算法中, 由于没有适当措施, 优化搜索过程中会出现大量适应度较低甚至不可行的解, 为了有效地克服这种退化现象, 本文在一般免疫遗传算法中引入疫苗<sup>[8]</sup>的概念, 在搜索过程中采用疫苗接种策略。具体操作如下:

#### (1) 疫苗抽取

种群经过前面的优化, 最优解的个别基因片段已经出现在一些抗体中, 这些基因片段就可以当作疫苗, 应该尽早把它们抽取出来, 并接种到其他抗体。假设每个抗体的每个基因位有  $s$  个字符  $k_1, k_2, \dots, k_s$  可供选择, 在该种群中第  $i$  等位基因上为  $k_j$  的概率为

$$p_{i,j} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N a_j \quad (16)$$

式中:  $a_j = \begin{cases} 1, & g(i) = k_j \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$ ,  $g(i)$  为种群中第  $i$  等

位基因上的符号,  $N$  为种群的个体数量。

将该等位基因上最大概率大于某个设定阈值  $T_b$  的  $k_j$  作为该等位基因上的疫苗片段, 从而最终提取的疫苗为

$$B = (b_1, b_2, \dots, b_n)$$

式中:  $b_j = \begin{cases} kj, \max(p_{i,j}) \geq T_b \\ 0, \text{其他} \end{cases} \quad (17)$

#### (2) 疫苗接种

从父代群体中按照接种概率选择要进行接种的个体, 将疫苗的基因片段依次接入, 形成新的免疫种群。

### 2.3 基于改进免疫遗传算法的无功优化步骤

(1) 输入系统原始数据: 主要包括发电机参数、负荷参数、线路参数、变压器参数、无功补偿参数。

(2) 在三个控制变量——发电机节点电压  $V_{Gi}$ 、无功补偿装置的投切档位  $D_{Gi}$  和变压器分接头的可调档位  $B_{Gi}$  上下限范围内随机产生一组初始群体。

(3) 对初始种群中的每个抗体进行潮流计算。

(4) 根据潮流计算结果, 计算每个抗体的适应度、亲和度、抗体浓度以及抗体的期望值。

(5) 将与抗原具有最高亲和度的抗体作为记忆细胞保留在记忆细胞库中; 把抗体按照其浓度的大小进行排序, 通过设定淘汰率  $\beta$ , 将浓度大的抗体淘汰, 一部分随机产生的新个体代替被淘汰的个体。

(6) 应用改进 Boltzmann 退火选择方式进行个体选择以生成交配池。

(7) 通过抽取疫苗和接种疫苗实现免疫接种;

(8) 应用算术交叉和非均匀变异对抗体种群进行遗传操作, 以形成新的抗体种群。

在以上步骤中, 步骤 (3) 至步骤 (8) 需要反复迭代执行, 直至达到最大免疫遗传迭代次数或满足最优个体适应值连续保持 10 代不变的相结合为止。

## 3 算例分析

本文以 IEEE30 节点系统为例, 分别应用 GA、IGA 和本文的 IIGA 算法进行优化计算, 限于文章篇幅, 表 1 中只给出测试系统部分数据 (详见文献 [9]), 无功优化程序采用 Matlab 语言编写。GA、IGA 群体规模  $N$  均选为 100, 均采用二进制编码, 进化终止代数  $T$  分别为 150 和 100, IGA 设定的淘汰率  $\beta = 10\%$ , 记忆细胞中个体数目  $M=10$ , 亲和度阈值  $\lambda = 0.95$ ; IIGA 采用整实数混合编码, Boltzmann 选择的降温系数  $\alpha = 0.95$ , 疫苗接种概率由自适应方式形成, 其它设置与 IGA 相同。

表 1 测试系统部分数据

Tab.1 Data of the test system					
支路数	发电 机数	负荷 节点	机端 电压	有载调压 变压器	补偿电容 容量范围
43	6	21	0.9~1.1	0.95~1.05	-0.12~0.35

由于 GA、IGA、IIGA 算法使用的都是随机概率搜索技术, 初始个体或群体不同时, 其计算结果也不同, 因此本文对这三种算法分别进行 50 次优化计算后取平均值。三种算法的统计结果示于表 2。

由表 2 可见, 本文提出的 IIGA 算法相比于 SGA 和 IGA 算法具有如下优势:

(1) 采用 IIGA 算法进行无功优化计算, 得到的系统网损平均值为 0.066 81, 网损平均下降率达到了 24.11%, 该结果远优于 SGA 和 IGA 算法, 且

网损主要分布在(0.065-0.067) p.u.之间,分布区域在三种算法之中最小,最优网损和最差网损仅相差2.8%,可见 IIGA 算法的稳定性和寻优能力远远强于 SGA 和 IGA 算法。

(2) 采用 IIGA 算法获得最优解的平均迭代次数仅为 51 代,远优于 SGA 算法,且相比于 IGA 算法也有很大程度的提高。可见 IIGA 算法在计算速度上具有很强的优越性,能以较快的速度获得全局最优解,符合电力系统实时性的要求。

表 2 三种算法的优化结果比较

Tab.2 Results comparison of three kinds of algorithms

算法	SGA	IGA	IIGA
平均计算代数	125	76	51
最低网损平均值	0.078 76	0.074 65	0.066 81
最低网损最小值	0.073 60	0.070 42	0.065 75
最低网损最大值	0.085 92	0.079 04	0.067 56
网损平均下降率/(%)	10.54	15.21	24.11

#### 4 结论

本文提出了一种用于求解无功优化问题的改进免疫遗传算法。该算法对一般免疫遗传算法进行了一系列改进,包括:整实数混合编码、改进 Boltzmann 退火选择选择、非均匀变异等操作,同时引入了疫苗概念。将此改进算法应用于 IEEE-30 节点系统进行测试,结果表明该算法比简单遗传算法和免疫遗传算法在以下三个方面具有优越性:1) 具有更强的全局搜索能力,能有效摆脱局部最优解;2) 初值的选取对于算法的寻优精度基本无影响,算法的稳定性更强;3) 具有更快的寻优速度。基于以上三点,使得该算法可以满足电力系统实用计算的要求,因而具有较好的应用前景。

#### 参考文献

- [1] 陈珩.电力系统稳态分析[M].北京:中国电力出版社,1995.  
[2] 何正文.基于遗传算法的电网无功优化[J].低压电器,

2007, (1): 40-44.

HE Zheng-wen.Reactive Power Optimization based on Genetic Algorithms in Electrical Power System[J]. Low Voltage Apparatus, 2007, (1):40-44(in Chinese).

- [3] 李敏强,寇纪淞,林丹,等.遗传算法的基本理论与应用[M].北京:科学出版社,2002.

- [4] 姜惠英.免疫遗传算法在无功优化中的应用[J].电气应用,2006,25(4): 67-69.

JIANG Hui-ying. Application of Immune Genetic Algorithm in Reactive Power Optimization[J]. Electro-technical Application,2006,25(4):67-69(in Chinese).

- [5] 李玉龙,宗伟,吕鲜艳,等.基于抗体浓度调节新定义下的免疫遗传算法在电压无功优化中的应用[J].电工技术学报,2008,23(2):115-119.

LI Yu-long, ZONG Wei, Lü Xian-yan, et al. An Immune Genetic Algorithm Based on Regulating New Definition of Antibody Density for Power System Reactive Power Optimization[J]. Electric Power, 2008, 23(2):115-119(in Chinese).

- [6] 唐焕文,秦学志.实用最优化方法[M].大连:大连理工大学出版社,2004.

- [7] 张光澄.非线性最优化计算方法[M].北京:高等教育出版社,2005.

- [8] 肖人彬,曹鹏彬.工程免疫计算[M].北京:科学出版社,2007.

- [9] 张伯明,陈寿孙.高等电力网络分析[M].北京:清华大学出版社,1996.

收稿日期:2009-01-16; 修回日期:2009-02-17

#### 作者简介:

王秀云(1977-),女,硕士生导师,主要从事电力系统经济调度的研究工作;

邹磊(1982-),男,硕士研究生,研究方向为电力系统运行、规划; E-mail: zoulei19820716@126.com

张迎新(1979-),男,硕士研究生,研究方向为电力系统运行、规划。