

# 矢量距浓度免疫遗传算法在电压治理中的应用

免疫算法在电压治理中易陷入局部最优，信息熵和欧氏距离浓度计算复杂，收敛缓慢，采用适应度函数定义抗体距离，提出矢量距浓度免疫遗传算法应用于电压优化与治理。基于矢量距计算抗体浓度并推导抗体的选择概率和期望繁殖率，通过期望繁殖率进行克隆操作，提高全局最优解的生成速率。通过对IEEE 30和实际算例的分析及与其他算法对比，表明该算法能够有效收敛到全局最优解，而且在迭代次数、计算时间和优化效果方面具有一定的优势。

申 森/国网浙江余姚市供电公司 王思谨/国网浙江奉化市供电公司  
王晓明/国网浙江海宁市供电公司

## 0 引言

电压是电能质量的重要指标。合理的电压优化调整与治理方案，有效地进行无功补偿，不仅能够提高电压合格率，而且在电力系统的安全与稳定运行和经济性方面都具有重要意义。

电压优化调整与治理是多目标非线性混合优化问题，通过调整发电机机端电压、改变有载调压变压器的电压比和新增无功补偿设备等来改善电压质量，增加系统运行的安全裕度<sup>[1]</sup>。目前常用的方法主要有：数学优化法、启发式方法和人工智能算法等，如分支定界法<sup>[2]</sup>、支路交换法<sup>[3]</sup>、蚁群算法<sup>[4]</sup>、粒子群算法<sup>[5]</sup>、遗传算法<sup>[6-7]</sup>及免疫算法<sup>[8-9]</sup>等。这类算法大都能以较大的概率收敛到全局最优解，但偶尔也会陷入局部未成熟收敛。免疫遗传算法具有较好的鲁棒性、灵活性和编码简单易行等特点，适合求解组合优化问题。但基于信息熵和欧氏距离的浓度控制都具有计算量大、算法收敛速度慢等缺点。

为了解决上述问题，本文将抗体直接对应于适应度函数，提出基于矢量距的免疫遗传算法（Vector Distance Based Immune Genetic Algorithm, VDIGA）。用适应度函数定义抗体的距离，根据矢量距计算抗体浓度、选择概率和期望繁殖率，根据选择概率自适应调整抗体的变异率，通过期望繁殖率执行克隆操作，构造免疫记忆单元以保证抗体的多样性和全局最优解的生成，提高收敛效率。对IEEE 30节点系统和实际算例进行编程计算分析，并与基于信息熵的免疫算法（Entropy Based Immune Algorithm, EBIA）和基于欧氏距离的免疫遗传算法（Euclidean Distance Based Immune Genetic Algorithm, EDIGA）进行对比，验证了该算法能够有效收敛到全局最优解，而且该算法在迭代次数、计算时间及优化结果方面具有一定的优势。

## 1 数学模型

### 1.1 目标函数

本文从电力系统的电压水平、安全性和经济性等角度出发，以新增无功补偿容量最小为目标，同时嵌入负荷节点电压越限罚函数和发电机无功越限罚函数，构造增广的目标函数

$$\min f = \sum_{j=1}^M Q_{cj} + \lambda_1 \sum_{i=1}^K (V_i - V_{ilim})^2 + \lambda_2 \sum_{i=1}^{N_G} (Q_{Gi} - Q_{Glim})^2 \quad (1)$$

式中， $Q_{cj}$ 为节点j的新增无功补偿容量；



申 森/助理工程师

### 关键词/Keywords

免疫算法 ·  
电压治理 ·  
矢量距浓度 ·

$M$ 为新增无功补偿装置的节点数； $\lambda_1$ 为节点电压越限罚函数的惩罚因子； $V_i$ 为节点 $i$ 电压相量的幅值； $K$ 为被考核节点集合（不包括三绕组变压器等效电路的中点）； $\lambda_2$ 为发电机无功出力越限罚函数的惩罚因子； $Q_{Gi}$ 为发电机节点 $i$ 的无功出力； $N_G$ 为发电机节点数；下标min、max分别为相应变量的下限和上限。其中，发电机无功出力和节点电压越限时极限值 $Q_{Glim}$ 和 $V_{lim}$ 分别取对应的上限或下限。

## 1.2 约束条件

约束条件中的等式约束和控制变量的不等式约束分别对应于潮流方程

$$f(P_i, Q_i, V_i) = 0 \quad (2)$$

潮流方程和控制变量 $V_{Gi}$ 、 $T_i$ 和 $Q_{ci}$ ，这两类约束在优化过程中是自动满足的；状态变量的不等式约束主要为发电机无功出力 $Q_{Gi}$ 和节点电压 $V_i$ 约束，这两个变量以罚函数的形式嵌入在目标函数中，受到惩罚项的限制。因此，可以认为在优化问题的求解过程中所有的约束条件均满足。

## 2 矢量距浓度免疫遗传算法在电压治理中的应用

针对一般免疫算法未采用浓度控制易陷入局部最优，基于信息熵和欧氏距离的浓度控制计算过程复杂，程序运行占用时间长，收敛缓慢，常数因子需要凭经验预先设定，本文提出基于矢量距的浓度控制方法。采用适应度函数定义抗体的距离，将抗体距离和浓度调节机制相结合计算抗体的矢量距浓度，基于矢量距浓度推导出概率选择公式和期望繁殖率。根据选择概率自适应地调整变异率，保证优化问题的解向全局最优方向收敛，采用克隆操作和免疫记忆单元增强种群的多样性，加快全局最优解的收敛速率。

### 2.1 矢量距浓度

假设所有抗体均属于 $n$ 维解空间 $X$ 中的解，抗体 $x$ 通过函数 $f$ 映射到空间 $R$ （实数空间）上，为矢量 $f(x)$ 。矢量距浓度定义如下<sup>[10]</sup>。

定义：矢量距浓度中抗原对应优化问题的目标函数，B细胞对应优化解，抗体对应解的适应度

函数 $f(x_i)$ 。 $N$ 个抗体构成了一个非空免疫系统集合 $X$ ，若规定抗体 $f(x_i)$ 在集合 $X$ 上的距离为

$$\rho(x_i) = \sum_{j=1}^N |f(x_i) - f(x_j)| \quad (3)$$

则抗体浓度可用如下公式表示

$$C(x_i) = \frac{1}{\rho(x_i)} = \frac{1}{\sum_{j=1}^N |f(x_i) - f(x_j)|} \quad (4)$$

与基于信息熵和欧氏距离的抗体浓度计算相比，矢量距浓度将抗体直接对应于适应度函数，降低了解群搜索空间，避免了冗余信息的重复运算，有效提高了收敛效率。

由式（4）可推导出基于矢量距浓度的概率选择公式

$$P_s(x_i) = \frac{\rho(x_i)}{\sum_{i=1}^N \rho(x_i)} = \frac{\sum_{j=1}^N |f(x_i) - f(x_j)|}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N |f(x_i) - f(x_j)|} \quad (5)$$

由式（5）知，集合 $X$ 中与抗体 $x_i$ 相似的抗体越多，抗体 $x_i$ 被选中的概率就越小；反之，抗体 $x_i$ 被选中的概率就越大，这使含有有效进化基因的低适应个体也可获得繁殖的机会，选择概率体现了相应抗体繁殖到下一代的几率。

### 2.2 期望繁殖率

引入期望繁殖率 $e(x_i)$ 来判定抗体的抑制或促进。

定义：在特定规模为 $N$ 的非空免疫系统集合 $X$ 中，抗体 $f(x_i)$ 的期望繁殖率 $e(x_i)$ 为

$$e(x_i) = \frac{f(x_i)}{C(x_i)} = \sum_{j=1}^N f(x_i) |f(x_i) - f(x_j)| \quad (6)$$

由式（6）可见，矢量距浓度免疫遗传算法的期望繁殖率与抗体的适应度函数成正比，与抗体浓度成反比。综合考虑抗体的适应度和浓度两方面的因素，只有高适应度、低浓度的抗体才能获得较高的期望繁殖率，极大地促进了全局最优解的生成。

根据期望繁殖率进行克隆操作，促进有用抗体的繁殖和抑制无用抗体的过度生成。这样既能

保证抗体的多样性,而且使期望繁殖率高的抗体得到更多的繁殖,保留更多的有用基因,加快算法向全局最优解收敛。因此,基于矢量距的免疫遗传算法在理论上保证了抗体的多样性和收敛到全局最优解的能力。

### 3 免疫遗传操作

#### 3.1 变异

根据抗体的选择概率,自适应地调整变异率

$$P_m = \begin{cases} \frac{P_{s,\max} - P_s}{P_{s,\max} - P_{s,\text{ave}}} k & P_s \leq P_{s,\text{ave}} \\ k & P_s > P_{s,\text{ave}} \end{cases} \quad (7)$$

式中,  $P_m$  为抗体的变异率;  $P_{s,\max}$  为选择概率的最大值;  $P_s$  为待变异抗体的选择概率;  $P_{s,\text{ave}}$  为抗体选择概率的平均值;  $k$  为随机数。

随着子代向最优方向逼近自适应地调整变异率  $P_m$ , 进化前期维护种群的多样性,进化后期防止较大的振荡,保护优良模式,使算法趋于收敛。

#### 3.2 免疫记忆单元

免疫记忆单元中的个体不参与选择、交叉和变异直接复制到下一代,不仅给下一次求解同类问题提供初值,而且作为本次搜索的精华参与到下一代种群的竞争中。此策略提高了算法的局部搜索效率,是免疫遗传算法收敛的一个重要保障。

#### 3.3 免疫补充

优化过程中抗体面临着进化或淘汰,种群的数目逐渐减小,本文采用随机产生新抗体的方法对被淘汰的个体进行补充,在一定程度上维持种群的多样性,跳出局部最优解,向全局最优方向收敛。

### 4 算法步骤

- 1) 输入原始数据,计算初始潮流。
- 2) 判断是否有节点电压越限,根据越限电压制定控制变量。
- 3) 采用整、实数混合编码方法,随机生成规模为  $N$  的初始种群。
- 4) 更新网络参数,计算每个个体的目标函

数、适应度函数和矢量距浓度。

5) 根据矢量距浓度推导选择概率和期望繁殖率,作为自适应调整变异率和克隆操作的依据。

6) 选择、交叉和变异,自适应地调整变异率。

7) 构造免疫记忆单元,保存最优个体,且每进化一代更新一次免疫记忆单元。

8) 每进化四代,根据期望繁殖率进行一次克隆操作。

9) 免疫补充,随机产生新个体,保持种群的完整性和多样性,生成下一代种群。

10) 判断是否已达到最大进化代  $gen$ , 若达到,输出免疫记忆单元中的最佳个体;否则置进化代  $T = T + 1$ , 转步骤4)。

11) 输出优化结果。

### 5 算例分析

在 Visual C++6.0 环境下编程计算,分别对 IEEE 30 节点系统和实际区域电网进行优化计算,验证该算法的有效性,计算数据均采用标么值,潮流计算准确度为 0.000 001。

#### 5.1 IEEE 30 节点系统

IEEE 30 节点标准测试系统包含 30 个节点、41 条支路、6 台发电机和 4 台有载可调变压器。初始潮流各节点电压的幅值如图 1 所示。

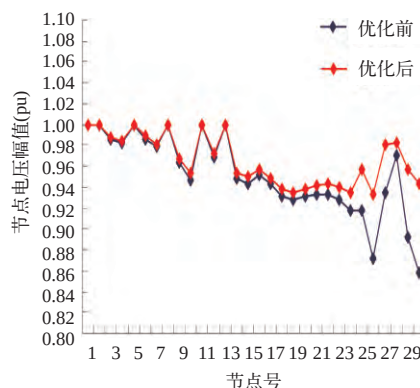


图1 节点电压优化调整前后对比

节点的电压上下限为 0.90 ~ 1.05, 最低点电压  $V_{26} = 0.872\ 097$ 、 $V_{29} = 0.892\ 744$  和  $V_{30} = 0.857\ 880$  越下限, 远离发电机的节点电压普遍偏低, 电压合格率较低, 系统网损为 14.565 MW。通过调整有

载调压变压器电压比和在节点26、29和30并联无功补偿电容器进行电压治理。有载可调变压器的电压比上下限为0.90~1.10，调节步长为1.25%；并联无功补偿容量的上限为0.5，调节步长为0.03。

设置种群的个体数为200，最大迭代次数为40，免疫记忆单元个体数为10。采用基于矢量距浓度免疫遗传算法进行电压优化调整与治理，优化后结果参见图1。优化后最低点电压上升为 $V_{26}=0.933\ 046$ 、 $V_{29}=0.957\ 590$ 及 $V_{30}=0.943\ 553$ ，均达到电压稳定运行要求范围，系统电压水平整体上升，系统网损减小为12.362 MW，提高了系统运行的稳定性和经济性。

分别采用基本遗传算法（SGA）、免疫遗传算法（IGA）和本文算法对IEEE 30节点系统做30次优化计算，统计收敛到最优解的最小进化代数和平均进化代数，结果如表1所示。

表1 30次优化统计数据

| 算法   | 最小进化代 | 平均进化代 |
|------|-------|-------|
| SGA  | 43    | 79    |
| IGA  | 20    | 36    |
| 本文算法 | 8     | 21    |

由统计结果可知，本文算法在收敛到全局最优解的概率上明显高于其他两种算法，本算法简化了浓度控制，自适应地调整变异率和克隆操作的运用加快了算法的收敛速度，所以在进化代数上本算法明显较快。

## 5.2 某地区实际电网

本算例为一实际区域系统，该区域系统包含25个节点、45条支路、6组变压器、4台发电机和1台等效机，邻网注入功率和向邻网注入功率分别等效为发电机和负荷，该系统包含500 kV、220 kV、110 kV和10 kV等4个电压等级，等效后的系统接线图如图2所示。计算数据均为标么值，电压基值为平均电压、基准功率 $S_B=100\text{ MV}\cdot\text{A}$ 。

根据电力系统电压和无功电力技术导则设置节点电压上下限；系统中有载调压变压器的电压比上下限为0.9~1.1，调节步长为1.25%；新增无

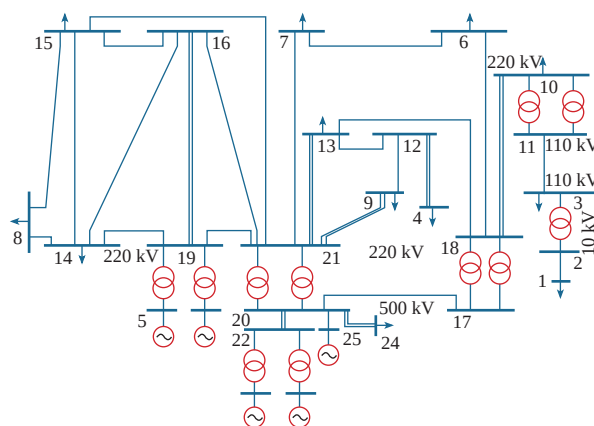


图2 某地区系统接线图

功补偿容量的上限为0.48，调节步长为0.08。

电压优化调整与治理过程中，不考虑负荷静态特性。设置种群的个体数为200，最大迭代次数为40，采用基于矢量距浓度的免疫遗传算法，以新增无功补偿容量最小为目标，优化前后的电压水平如图3所示。

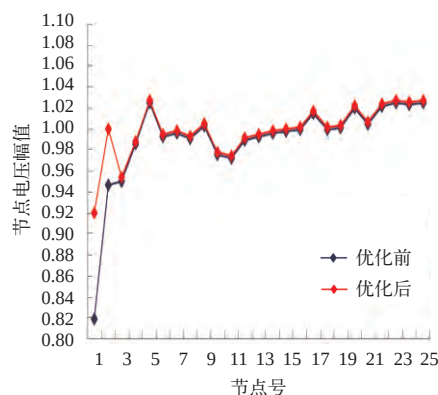


图3 节点电压优化调整前后对比

由初始潮流结果可知，该系统节点1电压越下限，相邻部分节点电压运行在临界下限水平，这部分节点影响整个系统的电压稳定性。从电力系统的安全性和经济性出发，优先调节发电机机端电压、有载可调变压器电压比和原有无功补偿设备来提高电压合格率，当以上条件不能满足要求时进一步增加无功补偿设备，优化后 $V_1=0.918\ 305$ 满足10 kV输电线路电压允许偏差范围0.885 714~1.019 048，其他节点的电压也略有上升，所有节点电压都达到稳定运行范围，整个系统的电压水平得到提高，电能质量得到改善，网络损耗也由13.769 2 MW降为12.308 5 MW，提高了经济性。

表2为信息熵浓度免疫算法、欧氏距离浓度免疫算法和矢量距浓度免疫遗传算法分别对该实际算例做30次优化计算的统计结果。

表2 电压优化比较结果

| 算法        | EBIA      | EDIGA     | VDIGA     |
|-----------|-----------|-----------|-----------|
| 最低电压点(pu) | 0.918 305 | 0.918 305 | 0.918 305 |
| 最小收敛时间/s  | 44.859    | 45.878    | 31.605    |
| 平均收敛时间/s  | 46.418    | 48.400    | 33.937    |

由表2可知，EBIA、EDIGA和VDIGA均能收敛到全局最优解，但矢量距浓度免疫遗传算法最小收敛时间为31.605 s，用时小于其他两种算法，平均收敛时间三种算法分别为46.418 s、48.400 s和33.937 s，从时间上说明矢量距浓度免疫遗传算法应用于电压优化调整与治理时收敛速度相对较快。

6 结束语

经过上述算例验证和与其他算法的对比，结果表明，基于矢量距浓度免疫遗传算法能够收敛到全局最优解。基于矢量距来计算抗体浓度、选择概率和期望繁殖率，简化了计算过程，加快了计算速度；克隆操作和免疫记忆单元促进了全局最优个体的生成，减少了迭代次数，同时还保持了种群的多样性。该算法可以有效地收敛到全局最优解，在迭代次数和收敛时间上也具有一定的优势。

参考文献

[1] 李东海，李书琦．电力系统无功优化综述 [J]．电气应用，2011，30 (20)：46-50．

[2] Roytelman I, Melnik V, Lee S S H, et al. Multi-objective feeder reconfiguration by distribution management system [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 1996, 11 (2)：661-667.

[3] 张栋，张刘春，傅正财．配电网重构的快速支路交换算法 [J]．电网技术，2005，29 (9)：82-85.

[4] 姚李孝，任艳楠，费健安．基于蚁群算法的配电网网络重构 [J]．电力系统及其自动化学报，2007，19 (6)：35-39.

[5] 靳晓凌，赵建国．基于改进二进制粒子群优化算法的负荷均衡化配电网重构 [J]．电网技术，2005，29 (23)：40-43.

[6] 刘莉，陈学允．基于模糊遗传算法的配电网重构 [J]．中国电机工程学报，2000，20 (2)：66-69.

[7] 张利民，马强，李振坤，等．基于禁忌克隆遗传算法的配电网故障恢复重构 [J]．电力系统及其自动化学报，2010，22 (1)：60-64.

[8] 蒙文川，邱家驹．基于免疫算法的配电网重构 [J]．中国电机工程学报，2006，26 (17)：25-29.

[9] Belkacemi Rabie, Feliachi Ali. Multi-agent design for power distribution system reconfiguration based on the artificial immune system algorithm [C]. IEEE International Symposium on Circuits and Systems. Paris, France: 2010.

[10] 孙梦娴，陈小平．矢量距浓度的免疫算法在函数优化中的应用 [J]．苏州大学学报：工科版，2010 (3)．

(收稿日期：2015-09-06) EA

.....

欢迎订阅 欢迎投稿 欢迎刊登广告