

基于人工免疫思想的蚁群算法 (AIACS) 在配电网重构中的应用

徐延炜, 贾嵘

(西安理工大学电力工程系, 陕西 西安 710048)

摘要: 针对多目标非线性整数规划的配电网重构问题, 提出基于人工免疫思想的蚁群算法求解配电网重构问题。算法通过在原有蚁群模型上增加一个免疫记忆库, 解对应于抗体, 问题对应于抗原, 并借鉴克隆选择和免疫记忆的思想进行解的构造和信息素更新。配电网编码采用基于环路的编码方式, 算例结果表明, 所提出算法在可以接受的计算迭代范围内可显著提高标准蚁群算法的性能。

关键词: 配电网重构; 蚁群算法; 人工免疫思想; 抗体; 抗原; 免疫记忆; 克隆选择

Application of artificial immune theory-based ant colony system (AIACS) in reconfiguration of distribution networks

XU Yan-wei, JIA Rong

(Department of Electrical Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China)

Abstract: In view of the characteristic of multi-objective, nonlinear and integral constrained distribution network reconfiguration, an optimized model of distribution network reconfiguration using ant colony system based on artificial immune theory (AIACS) is proposed. AIACS adds an immune memory library to the ant colony model, regarding the solutions in the immune memory library as antibodies and the problem as antigen. It uses the clone selection and immune memory idea for solution construction and pheromone concentration update. The codification strategy of distribution network based on the basic loops is adopted. The simulation results show that AIACS, within the acceptable framework of the calculation of iterative, can significantly improve the performance of the traditional ant colony system (ACS).

Key words: distribution network reconfiguration; ant colony system; artificial immune theory; antigen; antibodies; immune memory; clone selection

中图分类号: TM76 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2010)18-0089-05

0 引言

配电网一般具有闭环设计、开环运行的特点, 配电网重构就是对配电网众多的分段开关和少量的联络开关进行分合操作, 从而降低配电网网损, 并且还可以均衡负荷、消除过载及提高供电电压质量^[1]。配电网重构是一个多目标非线性的整数组合优化问题, 用于求解该优化问题的方法主要有数学优化法^[2-3], 最优流法^[4], 支路交换法^[5]和人工智能法^[6-8]等。其中蚁群优化算法是受蚂蚁觅食行为的启发而提出的一种新的智能优化算法^[9], 它在许多领域特别是组合优化领域有较为广泛的应用, 但在求解配电网重构问题时, 蚁群优化算法^[10-11]同其他智

能优化算法^[6,9-10]相比, 效果一般。究其原因, 在于如何利用好“正反馈”和“多样性”这一对立机制。

本文从生物免疫系统中获得启示, 通过借鉴生物免疫机制中的克隆选择理论和记忆思想, 提出一种基于人工免疫思想的蚁群算法 (Ant Colony System Based on Artificial Immune, AIACS) 将记忆库中的解对应于免疫记忆细胞, 同时引入克隆选择原理中的克隆、变异和压缩选择机制, 一方面利用记忆库信息及蚁群算法思想构造新解, 一方面不断对记忆库进行更新和进化, 更好地实现了“正反馈”和“多样性”的平衡。本文针对配电网的特点, 采用基本环路的编码方式, 从而成功地将基于人工免疫思想的蚁群算法应用于配电网。仿真测试表明,

本文所提的算法解的质量和鲁棒性都较好。

1 配电网重构的数学模型

配电网重构的目标有多种, 本文以网损最小为目标:

$$\min f = \sum_{i=1}^n k_i r_i \frac{P_i^2 + Q_i^2}{U_i^2} \quad (1)$$

式中: r_i 为支路 i 的电阻; P_i , Q_i 分别为支路 i 上末端的有功功率和无功功率; U_i 为支路 i 末端的节点电压; n 为支路总数; k_i 为支路 i 上开关的状态变量, 为 0 时表示断开, 为 1 时表示闭合; f 为系统网损, 可通过潮流计算求得。文中采用具有网络拓扑结构识别功能的前推回代潮流计算方法^[12]。

在网络重构过程中, 还必须满足以下约束:

(1) 网络辐射状运行结构约束, 即无“回路”及“孤岛”。

(2) 支路过载约束。

$$S_i < S_{i_{\max}}, \quad i=1, 2, \dots, n \quad (2)$$

式中: n 为支路总数; S_i 为支路 i 上的功率; $S_{i_{\max}}$ 为支路 i 的线路容量。

(3) 节点电压约束。

$$U_{j_{\min}} \leq U_j \leq U_{j_{\max}}, \quad j=1, 2, \dots, m \quad (3)$$

式中: m 为节点总数; U_j 、 $U_{j_{\max}}$ 、 $U_{j_{\min}}$ 分别为节点 i 的电压及其上下限。其中不等式约束可通过越界罚函数加入到目标函数中。

2 克隆选择原理和免疫记忆

生物免疫系统是一个自适应、自学习、自组织、并行处理和分布协调的复杂系统, 人工免疫系统是一类基于生物免疫系统的功能、原理、基本特征以及相关理论免疫学说而建立的用于解决各种复杂问题的计算系统。一般说来, 在人工免疫算法中(如不严格区分其抗体细胞的话), 抗原代表目标函数, 抗体代表可行解, 而亲和度则代表解与目标函数的匹配程度。其主要算法有负选择算法(NSA), 免疫遗传算法(GAI), 克隆选择算法(CSA)以及免疫网络模型(INM)等等。下面对本文所利用的克隆选择原理做一简要的介绍。

1958年, 澳大利亚学者F.Burnet提出克隆选择学说(Clone Selection Algorithm)。克隆选择学说以免疫细胞为核心, 认为免疫细胞是随机形成的多样性的细胞克隆, 每一克隆的细胞表达同一特异性的受体, 即细胞抗体分子。当受抗原刺激, 细胞表

面受体特异识别并结合抗原, 导致细胞进行克隆扩增, 合成大量相同特异性抗体。不同抗原结合不同特异性的细胞表面受体, 选择活化不同的细胞克隆, 导致不同的特异性抗体产生。这个理论虽不十分完善, 但解释了大部分免疫现象, 并被后来的实验所证明。克隆选择学说的基因重组、亲和度成熟、受体编辑和元动力学等机制较好地个体层次上阐释了这种高效问题求解能力的形成, 因而成为多种人工免疫系统模型和算法的重要思想来源。一些代表性的工作有: Castro等基于亲和度成熟及元动力学机制, 提出ClonAlg算法^[13]并应用于模式识别、组合优化及多峰函数优化; Kelsey等针对函数优化问题提出包含特殊变异算子的BCA算法^[14]。在人工免疫系统中, 克隆选择是由亲和度诱导的抗体随机映射, 抗体群的状态转移可表示成:

$$Cs: A(k) \xrightarrow{\text{clone}} A'(k) \xrightarrow{\text{mutation}} A''(k) \xrightarrow{\text{selection}} A(k+1)$$

依据抗体与抗原的亲合度, 解空间中的一个点

$a_i(k) \in A(k)$ 分裂成 q_i 个相同的点 $a'_i(k) \in A'(k)$ 经过变异和选择后获得新的抗体群。在上述过程中, 实际上包括了三个步骤, 即克隆、变异和压缩选择。克隆选择原理所体现的学习、记忆、抗体多样性等生物特性, 它可以大大加速优化搜索过程, 加快并提高学习进程。

3 基于人工免疫思想的蚁群算法简介

上述思想使得我们受到启发, 本文的AIACS算法在蚁群算法的寻优过程中, 将前期迭代中已找到的局部最优解对应为外部记忆库中的免疫记忆细胞(本文对免疫记忆细胞和抗体也不作显著区分), 后面的迭代过程中则通过克隆选择机制不断利用并更新记忆库中的信息。这种动态免疫记忆机制和保持多样性的设计相结合, 可有效地达到“正反馈”和“多样性”的平衡。其核心思想是: (1) 解元件库: 以前 m 个成为局部最优解的元件或元件组合形成的解片断。(2) 克隆变异: 以一定概率对选出来的解或解片段进行克隆变异。(3) ACS算法反复进行。(4) 压缩选择: 新解亲和度评估后进行记忆库压缩。其基本流程如下:

Step1 开始, 蚂蚁位置初始化, 先运行标准ACS^[9]算法, 取前 m 个最好解作为记忆细胞进入记忆库中, 记忆细胞中包含解序号及目标函数值, 并按目标函数值升序存放。

Step2 以一定的概率式(6)从记忆库中选出一个记忆细胞并随机截取一个片段, 用ACS完成剩余片段。若选取了后 θ 个较差的抗体, 则以反比于亲和

度的概率先对抗体进行基因位变异 (因实数编码, 采用高斯变异) 再截取片段、构造新解。如果 ACS 选择了记忆细胞的片段, 则执行该步操作。

Step3 记忆库更新: 把新解 a 跟记忆库里最好的解 b 进行亲和度比较同时计算目标函数值式 (8)。只有亲和度 $aff(a, b) = 1$ (当前最好解) 加入记忆库前面, 同时删除记忆库中排最后的解 (最坏解)。具体实施下面结合配电网重构再说明。

Step4 信息素刷新: 每进行一步都进行 ACS 一步局部刷新规则式 (7)。对于加入或离开记忆库的抗体, 应用式 (9) 和式 (10) 分别对其路径上的信息素进行刷新。

4 基于人工免疫思想的蚁群算法在配电网中的应用

4.1 配电网基本构造编码

一个由同一电源供电的配电网, 当所有开关全部闭合时, 其拓扑结构是一个连通图, 记为 G 。通常配电网采用开环、辐射状运行方式, 其拓扑结构是 G 的一棵生成树。由图论知识可知, 在一个连通图中只要在每个环路中各断开一条树枝就可形成一棵树。需要注意的是, 断开的支路总数必须等于连通图的环路数, 即如果断开的是环路间的公共支路, 则该公共支路只能算其中一个环路的断开支路, 需要在别的环中另选一条支路断开。

根据此特点, 本文采用以网络中基本环路数量为解的长度、环路开关号为解内容的编码方式^[15], 其编码长度取决于网络所有开关闭合时形成的环网个数, 假如配电网闭合所有开关后有 3 个环网, 其编码的长度就为 3; 开关编码 [5/8/12] 表示在第一个环网中打开开关 5, 第二个环网中打开开关 8, 第三个环网中打开开关 12。具体做法详见文献 [15]。

4.2 算法构造解过程

设有 M 只蚂蚁, 电网支路总数 n 个, 基本环路数即解的长度为 L 。 m 个最好解从第一代中得到并加入记忆库, 按升序排列, 其解的片段为 S^k , $1 \leq k \leq L$ 。在基于基本环路的解的编码方式下, 蚂蚁构造解总共分为 L 步, 则第 t 代第 k 步选择支路 j 的规则为:

$$S_{\text{allow}}^k = \begin{cases} S^k & p \leq p_0 \\ S_{\text{branch}}^k & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

$$j = \begin{cases} \max_{j \in S_{\text{allow}}^k} \{[\tau_j(t)]^\alpha [\eta_j(t)]^\beta\} & q \leq q_0 \\ S & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

$$p_j(t) = \frac{[\tau_j(t)]^\alpha \cdot [\eta_j(t)]^\beta}{\sum [\tau_j(t)]^\alpha \cdot [\eta_j(t)]^\beta}, j \in S_{\text{allow}}^k \quad (6)$$

每个基本环路内的支路开关集合为 S_{branch}^k , S_{allow}^k 为蚂蚁选择支路 j 时允许选择的支路候选集 (S_{allow}^k 则为禁忌表, 蚂蚁走过该路径后, 该路径加入禁忌表, 直到全局刷新后清空), S^k 表示记忆库里的解, $\tau_j(t)$ 表示 t 代在支路 j 上残留的信息素, $1 \leq j \leq N$ 。初始时刻, 各条支路上信息素相等设为 τ_0 , 通常取值为 $(nP_{\text{base}})^{-1}$, 其中 P_{base} 表示基础配电网的有功网损。 p, q 是区间 $[0, 1]$ 均匀分布的一个随机数; p_0, q_0 是在 0 到 1 之间的一个参数; $\eta_j(t)$ 为 t 代蚂蚁对支路 j 的可见度, 是一启发信息; α, β 为启发信息的权重; S 是按式 (6) 选择的一个解元件; $p_j(t)$ 为蚂蚁选择支路 j 的概率。式 (4)、(5) 确定的规则为状态转移规则。式 (5) 称为伪随机平衡规则。式 (4) 通过参数 p_0 , 达到“正反馈”, 式 (5) 通过参数 q_0 达到“多样性”。蚂蚁每走一步, 进行信息素的更新, 目的是阻止其信息素过分累积, 其规则按式 (7)。

$$\tau_j(t) \leftarrow \tau_j(t)(1-\rho) + \rho\Delta\tau_j \quad (7)$$

式中: ρ 为信息素迹的局部挥发系数, $0 < \rho < 1$; $\Delta\tau_j$ 通常取值为 τ_0 。

若按照式 (4) 选择了 S^k , 即从记忆库里选出片段, 其片段是从其序列里随机截取的。若选取了后 θ 个较差的抗体, 则以反比于亲和度的概率先对抗体进行基因位变异 (变异必须符合前面所述的配电网编码规则), 再截取片段 S^k , 用 ACS 构造新解。

4.3 记忆库的刷新和信息素的刷新

把新解作为抗体 g , 计算与记忆库中最好的抗体 b 的亲和度 $aff(g, b)$ 的值, 采用下式:

$$aff(g, b) = \begin{cases} 1 & f(g) < f(b) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

只有 $aff(g, b) = 1$ 的新解抗体 g , 才能加入记忆库, 同时删除记忆库中目标函数 f 值最大者。对加入或离开记忆库的抗体, 应用式 (9) 和式 (10) 分别对其路径上的信息素进行更新。

$$\tau_j(t) \leftarrow (1-e)\tau_j(t-1) + e\Delta\tau_j \quad (9)$$

$$\Delta\tau_j = \begin{cases} 1/f(g) & \text{if } g \text{ 加入了记忆库} \\ -1/f(b) & \text{if } b \text{ 离开的记忆库} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

式中： e 为全局信息素的挥发系数； $f(g)$ ， $f(b)$ 为抗体的配电网目标函数值。

5 仿真测试

算例为美国PG&E的配电网69节点，5个联络开关，取自文献[16]。如图1所示，支路编号=节点编号-1，共分5个环，算法参数设置为： $M=m=20$ ， $L=5$ ， $q_0=0.6$ ， $\alpha=1$ ， $\beta=0$ ， $\rho=0.2$ ， $e=0.15$ ， $\theta=10$ ， $p_0=0.5$ 。惩罚因子取大几个数量级。

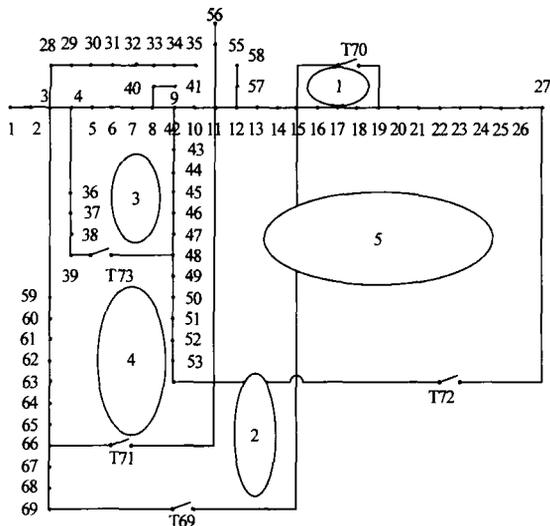


图1 IEEE69测试系统
Fig.1 IEEE69-bus test system

表1给出了优化结果。由于缺乏权威ACS配电网69节点重构资料，表2与普通AS^[17]进行了比较。图2为标准ACS与AIACS的比较收敛曲线。

上述图表中给出了对比数据，尽管编程环境和指标不同，从中可以看出本文的算法就目标函数的有效性上好于AS (Ant System)，这得益于元件库的建立和状态转移规则；收敛性上略高于AS，但好于ACS (Ant Colony System)，主要是由于变异算子较低的计算复杂性。该算法最优代数在第6代出现，一直保持到结束。图2中各代AIACS的目标函数值对比ACS一直在最低值附近波动说明了本文算法能较好地保持种群的多样性，有效地避免早熟收敛。在可接受的范围内，其配网损耗和最低电压都好于标准GA^[6]。证明了该算法良好的寻优能力。

表1 优化结果

Tab.1 Optimization results

状态	打开开关集	网损 / kW	最低点电压 / pu
重构前	70/69/73/71/72	226.53	0.907 1
重构后	70/14/43/71/50	100.38	0.942 1

表2 算法比较

Tab.2 Algorithm comparison

算法	网损 / kW	最低点电压 / pu	最小迭代次数	最大迭代次数	平均迭代次数
本文算法	100.38	0.9426	6	137	56.66
文献[17] (AS)	101.1	0.9425	5	-	51
文献[6] (GA)	101.14	0.933	-	-	-

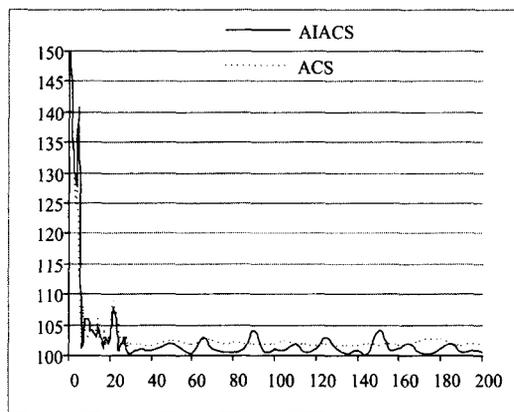


图2 AIACS与ACS收敛曲线 (x-迭代次数, y-目标函数值)
Fig.2 AIACS&ACS convergence curves
(x-iteration, y-min (f))

6 结论

本文所提出基于人工免疫思想的蚁群算法 (AIACS) 应用于配电网是根据免疫克隆的思想，即包含免疫库、克隆变异和信息素更新。算法充分利用前期迭代中解的信息，利用记忆库构造新解时随机截取了一定长度的片段，算法只需构造余下部分解，变异算子跟伪随机转移规则的结合，很好地达到了标准蚁群算法“正反馈”和“多样性”的统一。算例结果证明其在配电网重构中的有效性，具有较好的寻优性和灵活性，为目前配电网重构提供了一个新的思路。但如何利用关键参数的设置达到动态调节算法的“多样性”与“正反馈”的平衡，算法的严格收敛性等，还需下一步继续实验和研究。

参考文献

[1] Kashem M A, Moghavvemi M. Maximizing radial

- voltage stability and load balancing via loss minimization in distribution networks[J]. *Proceedings of Energy Management and Power Delivery*, 1998 (1): 91-96.
- [2] Yuan F J, Zhang L, McDonald J D. Distribution network reconfiguration: single loop optimization[J]. *IEEE Trans on Power Systems*, 1996, 11 (3): 1643-1647.
- [3] Sarma N D R, Prakasa R K S. A new 0-1 integer program-ming method of feeder reconfiguration for loss minimization in distribution systems[J]. *Electric Power System Research*, 1995 (33): 125-131.
- [4] Shirmohammadi D, Hong H W. Reconfiguration of eElectric distribution networks for resistive line loss reduction[J]. *IEEE Trans on Power Delivery*, 1989, 4 (2): 1492-1498.
- [5] 毕鹏翔, 刘健, 张文元. 配电网重构的改进支路交换法[J]. *中国电机工程学报*, 2001, 21 (8): 98-103. BI Peng-xiang, LIU Jian, ZHANG Wen-yuan. A refined branch-exchange algorithm for distribution networks reconfiguration[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2001, 21 (8): 98-103.
- [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. LIU Li, CHEN Xue-yun. Reconfiguration of distribution networks based on fuzzy genetic algorithm[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2000, 20 (2): 66-69.
- [7] Chiang H D, Rene J J. Optimal network reconfiguration in distribution systems part I: a new formulation and solution methodology[J]. *IEEE Trans on Power Delivery*, 1990, 5 (4): 1902-1909.
- [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. MENG Wen-chuan, QIU Jia-ju. An artificial immune algorithm to distribution network reconfiguration[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2006, 26 (17): 25-29.
- [9] Dorigo M, Gambardella L M. Ant colony system: a cooperative learning approach to the traveling salesman problem[J]. *IEEE Trans on Evolutionary Computation*, 1997, 1 (1): 53-66.
- [10] 陈根军, 王磊, 唐国庆. 基于蚁群最优的配电网重构算法[J]. *电力系统及其自动化学报*, 2001, 13 (2): 48-53. CHEN Gen-jun, WANG Lei, TANG Guo-qing. Distribution network reconfiguration for loss reduction using an ant colony optimization method[J]. *Proceedings of the CSU-EPSSA*, 2001, 13 (2): 48-53.
- [11] 汪超, 马红卫, 胡志坚, 等. 基于蚁群系统 (ACS) 的配电网重构[J]. *继电器*, 2006, 34 (23): 35-38. WANG Chao, MA Hong-wei, HU Zhi-jian, et al. Distribution network reconfiguration based on ant colony system(ACS)[J]. *Relay*, 2006, 34 (23): 35-38.
- [12] 刘莉, 姚玉斌, 陈学允, 等. 10kV 配电网拓扑结构的识别及实用潮流计算[J]. *继电器*, 2000, 28 (2): 17-19. LIU Li, YAO Yu-bin, CHEN Xue-yun, et al. Topology structure identification and flow calculation of 10 kV distribution network[J]. *Relay*, 2000, 28 (2): 17-19.
- [13] de Castro L N, Von Zuben F J. Learning and optimization using the clonal selection principle[J]. *IEEE Trans on Evolutionary Computation*, 2002, 6 (3): 239-251.
- [14] Kelsey J, Timmis J. Immune inspired somatic contiguous hypermutation for function optimization[C]. //*Proceedings of the genetic and evolutionary computation conference*. Heidelberg: Springer-Verlag, 2003: 207-218.
- [15] 刘自发, 葛少云, 余贻鑫. 一种混合智能算法在配电网重构中的应用[J]. *中国电机工程学报*, 2005, 25 (15): 73-78. LIU Zi-fa, GE Shao-yun, YU Yi-xin. A hybrid intelligent algorithm for loss minimum reconfiguration in distribution networks[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2005, 25 (15): 73-78.
- [16] Baran Me, Wu F F. Optimal capacitor placement on radial distribution systems[J]. *IEEE Trans on Power Delivery*, 1989, 4 (1): 725-734.
- [17] 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. YAO Li-xiao, REN Yan-nan, FEI Jian-an. Ant colony system algorithm for distribution network reconfiguration[J]. *Proceedings of the CSU-EPSSA*, 2007, 19 (6): 35-39.

收稿日期: 2009-10-16; 修回日期: 2009-11-18

作者简介:

徐延炜 (1982-), 男, 硕士生, 研究方向为配网自动化;

E-mail: pinao0604@126.com

贾嵘 (1971-), 男, 博士, 教授, 从事电力系统自动化等教学科研工作。