

基于人工免疫算法的电力系统最优潮流计算

孙勇智, 韦 巍

(浙江大学电气工程学院, 浙江省杭州市 310027)

摘要: 基于一阶或二阶梯度的优化算法在计算电力系统最优潮流时经常陷入局部最优点, 模拟进化算法具有较好的全局搜索能力, 但是有时也由于过早成熟的现象而陷入局部最优点。文中提出了一种计算电力系统最优潮流的新算法——人工免疫算法。该算法是根据人或其他高等动物免疫系统的机理而设计的, 将目标函数和一部分不等式约束条件作为抗原, 将搜索空间的解作为抗体, 依据抗原与抗体的结合力以及抗体之间的结合力对解进行评价和选择, 通过抗体之间的相互激励作用提高了最优点附近的搜索效率, 通过记忆细胞对抗体的抑制作用有效地摆脱局部最优点。应用此算法进行电力系统最优潮流计算, 对 IEEE 30 节点系统的计算结果说明了该算法的有效性。

关键词: 最优潮流; 人工免疫算法; 模拟进化算法

中图分类号: TM744; TP18

0 引言

20 世纪 60 年代初, 法国学者 Carpentier 最早提出了最优潮流问题的数学表达, 从此人们开始了对电力系统最优潮流的研究。第 1 个实用化的最优潮流算法当归功于 H. W. Dommel 和 W. F. Tinney 提出的简化梯度法^[1]。此后, 各种基于线性规划和非线性规划求解方法的算法相继被提出, 包括牛顿法、逐次线性规划法、二次规划法、内点法、基于熵理论的代理约束算法等^[2~6]。所有这些方法, 本质上都是利用目标函数对控制变量一阶或二阶梯度求解, 当搜索起始点在局部最优点的收敛域以内时, 常常会陷入局部最优点。

模拟进化算法(包括遗传算法、进化规划和进化策略)是一种多点随机搜索算法, 与传统的解析法相比, 该算法具有较好的全局搜索能力, 已经应用于电力系统最优潮流计算中^[7]。模拟进化算法在优化计算方面取得了很大的成功, 但是在实施模拟进化算法时往往面临两个相互矛盾的问题: ①为了避免种群的过早成熟导致收敛于局部最优点, 必须加大交叉率和变异率; ②过大的交叉率和变异率导致在最优点附近搜索效率降低。为了解决以上问题, 一些学者提出了一些改进的进化算法, 如多种群进化算法、自适应进化算法等。

本文提出采用人工免疫算法(artificial immune

algorithm)来解决电力系统最优潮流计算问题。该算法是根据人或其他高等动物免疫系统的机理而设计的, 具有良好的全局搜索能力。应用于 IEEE 30 节点系统的计算结果表明了该算法的有效性。

1 免疫系统的作用原理

人类和其他生物的免疫系统是一个由许多执行免疫功能的器官、组织、细胞和分子等组成的复杂系统, 其主要功能是识别并清除从体外入侵的病原体及其产生的毒素和体内因基因突变产生的肿瘤细胞, 实现免疫防卫功能。免疫系统的结构如图 1 所示。

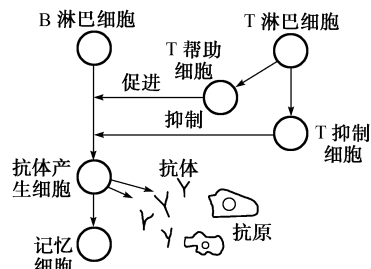


图 1 免疫系统的基本结构

Fig. 1 Schematic representation of immune system

执行免疫功能的细胞为淋巴细胞(包括 T 细胞和 B 细胞), B 细胞的主要作用是识别抗原和分泌抗体, T 细胞能够促进和抑制 B 细胞的产生与分化。当抗原侵入体内后, B 细胞分泌的抗体与抗原发生结合作用, 当它们之间的结合力超过一定限度, 分泌这种抗体的 B 细胞将会发生克隆扩增, 产生大量相同和相似(由于变异的作用)的克隆。克隆扩增后, B

细胞的一部分克隆分化为记忆细胞,再次遇到相同抗原后能够迅速被激活,实现对抗原的免疫记忆。

B 细胞的克隆扩增受 T 细胞的调节,当 B 细胞的浓度增加到一定程度时,T 细胞对 B 细胞产生抑制作用,从而防止 B 细胞的无限复制。

免疫系统是由许多分布式的具有一定功能的个体(T 细胞、B 细胞、抗体和细胞因子等)通过相互作用形成一个复杂的动态大系统的典型例子,具有个体特异性(一种免疫细胞仅对特定的抗原起作用)和整体多样性(免疫系统几乎对所有抗原都能进行处理)的双重特点,具备学习、记忆、自我调整、模式识别和特征提取能力。免疫系统的特性引起了众多领域学者的注意,开始运用免疫系统的机理构造人工智能系统来解决工程领域的问题,如计算机安全^[8]、模式识别^[9,10]、噪声处理^[11,12]、反馈控制器设计^[13,14]等。

免疫系统对外来抗原的识别过程是一个寻找能够与抗原结合力最大的抗体的过程,根据免疫系统响应的作用原理,许多学者提出了不同的人工免疫算法或免疫进化算法,来解决优化问题^[15~17]。Mori 等人提出一种二进制编码的人工免疫优化算法^[15],其主要思路是将抗原对应于目标函数和约束条件,抗体对应于搜索空间的解,依据抗原和抗体的信息熵定义抗原与抗体的结合力以及抗体之间的结合力对解进行评价和选择,通过记忆细胞保留局部最优解以保证解的多样性。本文在上述算法的基础上,根据电力系统最优潮流计算的特点提出了一种实数编码的优化算法,其具体实现将在以下各节详述。

2 电力系统最优潮流的数学模型

如果以最小发电成本(或最小煤耗)作为优化的目标函数,一般有:

$$\min F = \sum_{i=1}^{N_G} F(P_{Gi}) = \sum_{i=1}^{N_G} (a_i + b_i P_{Gi} + c_i P_{Gi}^2) \quad (1)$$

节点功率约束:

$$\Delta P_i = \sum_{j=1, j \neq i}^N U_i U_j (G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \sin \theta_{ij}) - P_i = 0 \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (2)$$

$$\Delta Q_i = \sum_{j=1, j \neq i}^N U_i U_j (G_{ij} \sin \theta_{ij} - B_{ij} \cos \theta_{ij}) - Q_i = 0 \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (3)$$

发电机有功和无功功率上下限:

$$\begin{cases} P_{Gi\min} \leq P_{Gi} \leq P_{Gi\max} \\ Q_{Gi\min} \leq Q_{Gi} \leq Q_{Gi\max} \end{cases} \quad i = 1, 2, \dots, N_G \quad (4)$$

节点电压上下限:

$$U_{i\min} \leq U_i \leq U_{i\max} \quad i = 1, 2, \dots, N_B \quad (5)$$

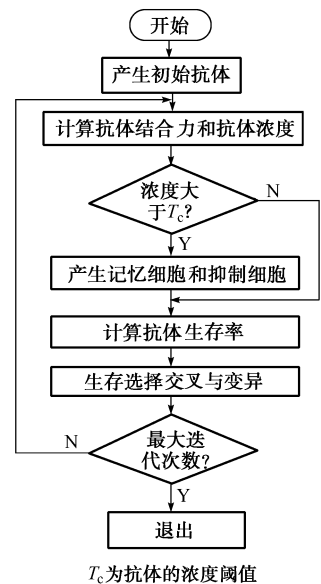
其他约束,如线路安全约束等不一一列出。

3 最优潮流的人工免疫算法实现

3.1 算法的基本原理

免疫系统对抗原的识别是一个抗原选择的进化过程,而又有其不同于生物进化过程的特点。大量的 B 淋巴细胞在骨髓中产生后进入淋巴循环,通过分泌的抗体与抗原结合而受到抗原的激励作用,结合越紧密,则激励作用越强,反之越弱。同时,B 细胞之间也会产生相互激励和抑制的作用。细胞受激励作用强到一定程度,细胞就会成熟,产生很强的复制和分化,大部分分化为浆细胞以消灭抗原,一部分分化为记忆细胞。抗原被消灭后,产生抑制成熟 B 细胞的抑制细胞,受到抑制的 B 细胞会逐渐被淘汰。

本文所述的算法是根据免疫系统中对外来抗原的识别机制提出的,其流程如图 2 所示。抗原对应于最优潮流的目标函数,抗体(或 B 淋巴细胞,因为一种淋巴细胞对应一种抗体,故对抗体和淋巴细胞不再加以区分,统一以抗体表示)对应于优化问题的解。依据目标函数决定抗原与抗体的结合力,依据解的相似程度决定抗体之间的结合力,利用这两种结合力对解进行评价和选择,通过抗体之间的相互激励作用提高了最优解附近的搜索效率,通过记忆细胞对抗体的抑制作用有效地摆脱了局部最优解。



T_c 为抗体的浓度阈值

图 2 人工免疫算法的流程

Fig. 2 Flow chart of artificial immune algorithm

3.2 算法的主要步骤

3.2.1 产生抗体群

首先由决定抗体的基因随机产生一定数目的抗

体群。抗体基因编码采用实数编码,这样有利于处理大规模的优化问题。将各发电机节点(除平衡节点)的有功注入 P_{Gi} 和电压 U_i (或无功注入 Q_{Gi})作为控制变量,平衡节点电压也作为控制变量。编码时将控制变量编码为抗体,其余变量可以通过潮流计算求解。编码结构如图 3 所示。

P_{G1}	P_{G2}	...	$P_{G(N-1)}$	$Q_{G1}(U_1)$	$Q_{G2}(U_2)$	...	$Q_{G(N-1)}(U_{N-1})$	U_N
----------	----------	-----	--------------	---------------	---------------	-----	-----------------------	-------

图 3 抗体基因编码示意图

Fig. 3 Representation of antibody

通过潮流计算处理,可以获得其他所有变量。在潮流计算中,若抗体编码采用 P_{Gi} 和 U_i ,对应节点处理为 PV 节点;若编码采用 P_{Gi} 和 Q_{Gi} ,对应节点处理为 PQ 节点。

3.2.2 计算结合力

抗原与抗体之间的结合力 A_v 可以由目标函数的变换得到:

$$A_v = \mu[f(v)] \quad (6)$$

式中: $f(v)$ 为目标函数; $\mu(x)$ 为 x 的单调函数。

式(6)反映了对目标函数的评价,在一些问题中,可以简单取为目标函数或其倒数,本文取目标函数的倒数,即

$$A_v = \frac{1}{f(v)} \quad (7)$$

这里的目标函数为考虑非控制变量不等式约束的推广目标函数,由于控制变量的不等式约束在抗体基因编码的过程就可以保证,因此只考虑其他变量的不等式约束对目标函数的惩罚:

$$f(v) = \sum_{i=1}^{N_G} f(P_{Gi}) + \sum_{j=1}^{N_{st}} W_j \max(0, x_j) \quad (8)$$

式中: x_j 为对约束条件的违背; N_{st} 为约束条件的数目。

罚因子可以取一个比较大的值。将式(8)代入式(7)中可以得到抗原和抗体的结合力。

抗体与抗体之间的结合力反映了抗体之间的相似程度,当抗体相似时,结合力比较大,反之,则比较小,采用如下公式:

$$B_{v,w} = \frac{1}{1 + H_{v,w}} \quad (9)$$

式中: $H_{v,w}$ 为两个抗体的距离,可以采用欧氏空间中 2-范数意义下的距离:

$$H_{v,w} = \left\{ \sum_{i=1}^{N-1} [(P_{Giv} - P_{Giw})^2 + (Q_{Giv} - Q_{Giw})^2] + (U_{Nv} - U_{Nw})^2 \right\}^{\frac{1}{2}} \quad (10)$$

式(10)中对应节点为 PV 节点时,相应位置用电压

U_{Gi} 代替 Q_{Gi} 。

3.2.3 计算抗体浓度

抗体浓度 c_v 的计算可以采用下式:

$$c_v = \frac{\sum_{w=1}^N S_{v,w}}{N} \quad (11)$$

$$S_{v,w} = \begin{cases} 1 & B_{v,w} \geq T_{ac1} \\ 0 & B_{v,w} < T_{ac1} \end{cases} \quad (12)$$

式中: T_{ac1} 为设定的阈值。

这样,在考虑某种抗体浓度时,满足一定程度相似的抗体看做同一种抗体。

3.2.4 分化为记忆细胞和抑制细胞

当某种抗体 v 的浓度 c_v 超过阈值 T_c 时,这表明某种抗体在抗体群中占了绝对优势,即达到一个相对的最优点,产生记忆细胞 m ,以记录代表此局部最优解的抗体。由于记忆细胞是有限的,当记忆细胞的数量达到一个上限值 M ,计算已经保存和分化的抗体的结合力,具有较高的结合力的记忆细胞被新分化的细胞代替。记忆细胞同时作为抑制细胞,那些与抑制细胞具有较高结合力的抗体通过后面所述的生存率计算受到抑制。采用记忆细胞作为抑制细胞,目的是为了保证新的抗体不再继续陷入原有的局部最优点。

3.2.5 抗体生存率计算和生存选择

生存选择可以通过转轮法实现,按照一定的淘汰率,生存能力低下的抗体被消灭。一部分随机产生的新个体用来代替被淘汰的抗体,称为免疫补充。按照下式计算抗体 v 的期望生存能力:

$$e_v = A_v \prod_{s=1}^S \frac{1 - L_{v,s}^k}{c_v \sum_{i=1}^N A_i} \quad (13)$$

$$L_{v,s} = \begin{cases} B_{v,s} & B_{v,s} \geq T_{ac2} \\ 0 & B_{v,s} < T_{ac2} \end{cases} \quad (14)$$

式中: s 为抑制细胞的数量; k 为抑制指数,可以取为 1; T_{ac2} 为结合力阈值。

式(13)表明,当抗原与抗体的结合力较大时,抗体成活到下一代的能力较强;当抗体与抑制细胞结合力较强时,抗体生存能力降低;相似的抗体能够相互激励,提高彼此的生存能力,这样有助于提高最优点附近的收敛特性。

3.2.6 交叉和变异

通过生存选择存活的抗体,按照确定的交叉率和变异率进行交叉和变异。虽然在实际的免疫系统中,通常只有抗体的变异存在,在人工免疫算法中,还是借鉴了遗传算法中同时存在交叉和变异的思想。交叉算子可以采用算术杂交法或离散交叉法,本

文算例采用离散交叉算法。变异算子采用了最简单的均匀变异。

4 算例分析

利用人工免疫算法对 IEEE 30 节点系统求解最优潮流,并与模拟进化算法和原对偶内点法的求解结果进行比较(目标函数采用式(1)所示的最小发电成本,对每个发电机节点,式中 $a_i=0.2, b_i=1.0, c_i=0.1$),如表 1 所示。各发电机节点的有功和无功出力分配如表 2 所示。

表 1 IEEE 30 节点系统的计算结果
Table 1 Simulation results of IEEE 30-bus system

算法	最优目标函数	目标函数小于 4.5 的次数	总实验次数
人工免疫算法	4.467 3	45	50
模拟进化算法	4.472 7	28	50
原对偶内点法	4.505 8		

表 2 各发电机节点的有功与无功出力
Table 2 Active power and reactive power of generators

节点	人工免疫算法		模拟进化算法	
	P	Q	P	Q
1	0.321 5	0.027 0	0.520 7	0.054 5
11	0.511 9	0.122 5	0.553 0	0.198 6
13	0.550 3	0.198 1	0.238 2	0.188 5
2	0.542 5	0.152 3	0.599 4	0.117 0
5	0.637 2	0.098 5	0.607 1	0.008 3
8	0.538 1	0.683 5	0.584 0	0.729 5

实验所采用的参数如下:

人工免疫算法:抗体数量 $N=100$;最大进化次数 $G=200$;交叉概率 $P_c=0.2$;变异概率 $P_m=0.02$;淘汰率 $P_e=0.2$;浓度阈值 $T_c=0.5$;结合力阈值 $T_{ac1}=0.9, T_{ac2}=0.5$;记忆细胞数量 $M=30$ 。

模拟进化算法:种群数量 $N=100$;最大进化次数 $G=200$;交叉概率 $P_c=0.2$;变异概率 $P_m=0.02$;淘汰率 $P_e=0.2$;在模拟进化算法中,选择策略采用了与人工免疫算法免疫补充机制相似的策略,每次迭代都有 20% 的新个体进入种群。从计算结果看出,人工免疫算法具有很强的全局搜索能力,能够有效地摆脱局部最优点。

5 结语

本文根据人类和其他高等动物免疫系统的基本原理提出了人工免疫优化算法。该算法在模拟进化算法的基础上,增加了免疫记忆与抑制、免疫补充等算子,能够有效地搜索到全局最优点。除了可以求解最优潮流外,人工免疫算法可以广泛地应用于经济调度、规划和其他各种优化过程。

参考文献

- 1 Dommel H W, Tinney W F. Optimal Power Flow Solutions. IEEE Trans on PAS, 1968, 87(10): 1866~1876
- 2 Sun D I, Ashley B, Brewer B, et al. Optimal Power Flow by Newton Approach. IEEE Trans on PAS, 1984, 103(10): 2864~2880
- 3 Alsac O, Bright J, Prais M, et al. Further Development in LP based Optimal Power Flow. IEEE Trans on PWRs, 1990, 5(3): 697~711
- 4 程浩忠(Cheng Haozhong). 电力系统有功优化潮流算法研究——等效二次规划法(Optimal Real Power Flow for Power System via Equivalent Quadratic Programming Algorithm). 电力系统自动化(Automation of Electric Power Systems), 1991, 15(4): 52~57
- 5 郝玉国, 刘广一, 于尔铿(Hao Yuguo, Liu Guangyi, Yu Erkeng). 一种基于 Karmarkar 内点法的最优潮流计算(A New OPF Algorithm Based on Karmarkar's Interior Point Method). 中国电机工程学报(Proceedings of the CSEE), 1996, 16(6): 409~412
- 6 李志民, 李卫星, 王永建(Li Zhimin, Li Weixing, Wang Yongjian). 基于熵理论的最优潮流代理约束算法(Surrogate Constraint Algorithm for Optimal Power Flow Based on the Entropy Theory). 电力系统自动化(Automation of Electric Power Systems), 2001, 25(11): 28~31
- 7 石立宝, 徐国禹(Shi Libao, Xu Guoyu). 基于进化规划的最优潮流计算(Evolutionary Programming Solution of Optimal Power Flow). 电网技术(Power System Technology), 1998, 22(2): 23~25
- 8 Forrest S, Hofmeyr S A, Somayaji A, et al. A Sense of Self for Unix Processes. In: 1996 IEEE Symposium Security and Privacy. Oakland (California): 1996. 120~128
- 9 Hunt J E, Cooke D E. An Adaptive, Distributed Learning System Based on the Immune System. In: 1995 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. Vancouver(Canada): 1995. 2494~2499
- 10 Hunt J E, Cooke D E. Learning Using an Artificial Immune System. Journal of Network and Computer Applications: Special Issues on Intelligent Systems: Design and Application, 1996, 19: 189~212
- 11 Dasgupta D, Forrest S. Artificial Immune Systems in Industrial Applications. In: Proceedings of the Second International Conference on Intelligent Processing and Manufacturing of Materials. Honolulu (USA): 1999. 257~267
- 12 Ishida Y, Adachi N. Active Noise Control by an Immune Algorithm: Adaptation in Immune System as an Evolution. In: Proceedings of 1996 International Conference on Evolutionary Computation. Nagoya (Japan): 1996. 150~153
- 13 Ding Y, Ren L. Fuzzy Self-tuning Immune Feedback Controller for Tissue Hyperthermia. In: The Ninth IEEE International Conference on Fuzzy Systems. San Antonio (USA): 2000. 534~538
- 14 李海峰, 王海风, 陈珩(Li Haifeng, Wang Haifeng, Chen Heng). 免疫系统建模及其在电力系统电压调节中的应用(Modelling of Immune System and Its Application on Power System Voltage Regulation). 电力系统自动化(Automation of

- Electric Power Systems), 2001, 25(23): 17~23
- 15 Mori K, Tsukiyama M, Fukuda T. Application of an Immune Algorithm to Multi-optimization Problems. Electrical Engineering in Japan, 1998, 122(2): 30~37
- 16 Lee J, Hajela P. GA's in Decomposition Based Designed-subsystem Interactions Through Immune Network Simulation. Structural Optimization, 1997, 14(4): 248~255
- 17 Tazawa I, Koakutsu S, Hirata H. An Evolutionary Optimization Based on the Immune System and Its Application

to the VLSI Floor-plan Design Problem. Electrical Engineering in Japan, 1998, 124(4): 27~36

孙勇智(1972—),男,博士研究生,主要从事智能控制研究。E-mail: sun_yongzhi@263.net

韦巍(1964—),男,教授,博士生导师,主要从事智能控制及机器人控制研究。

SOLUTION OF OPTIMAL POWER FLOW PROBLEM BASED ON ARTIFICIAL IMMUNE ALGORITHM

Sun Yongzhi, Wei Wei

(Zhejiang University, Hangzhou 310027, China)

Abstract: The gradient based algorithm often suffered from local optimal solution when applied to optimal power flow (OPF) problems. Genetic algorithm can also get into local optimal point because of prematurity of populations. A novel algorithm, artificial immune algorithm, is proposed to tackle this problem. The algorithm, inspired by the immune system of human and other mammals, simulates the process of the interaction between antigens, antibodies and lymphocytes. The implement of artificial immune algorithm on OPF problem is described in the paper. The object function and part of inequality constrains serve as antigen and solution serves as antibody. The stimulation of antibodies helps the convergence of solution near optimal point. The local optimal solution can be avoided by the interaction between memory cells and antibodies. The proposed algorithm was tested on IEEE 30-bus system. The result demonstrated the feasibility of the algorithm.

This project is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 69904009) and the Foundation of Ministry of Education of China for Outstanding Young Teacher.

Key words: optimal power flow; artificial immune algorithm; evolutionary algorithm