

基于免疫进化细菌觅食算法的无功优化

李莹, 简献忠, 陈青

(上海理工大学 光电信息与计算机工程学院, 上海 200093)

摘要: 针对传统细菌觅食算法在优化过程中步长一致、收敛速度较慢的缺陷,提出了一种免疫进化细菌觅食算法(IBFO),并将其用于电力系统无功优化问题上.这种改进的算法赋予了细菌对搜索空间的感知能力,利用灵敏度的概念来调节步长,加快收敛速度;将免疫算法中的克隆选择思想引入算法中,对精英细菌进行克隆、高频变异和随机交叉,提高收敛精度.将IBFO算法在IEEE 14、IEEE 30节点标准测试系统中进行了无功优化仿真,结果表明:新算法较其它算法具有较强的全局搜索能力,且收敛速度快、鲁棒性好,可以作为求解电力系统无功优化问题的一种新途径.

关键词: 电力系统; 无功优化; 免疫进化; 细菌觅食

中图分类号: TM 714.3; TP 301.6

文献标志码: A

Bacterial Foraging Optimization Algorithm Based on Immune Algorithm for Reactive Power Optimization

LI Ying, JIAN Xian-zhong, CHEN Qing

(School of Optical-Electrical and Computer Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

Abstract: According to the drawbacks of the unchanged swim step and slow velocity in the bacterial foraging algorithm, a bacterial foraging optimization algorithm based on immune algorithm (IBFO) was introduced in reactive power optimization. The IBFO gives bacteria the ability of context-aware, and increases the convergence speed by using the sensitivity to adjust the group swim step. The idea of clonal selection in immune algorithm was introduced in bacterial foraging, and the bacterial cloning, high-frequency variation and random crossover of the elite group were achieved so as to increase the accuracy of convergence. The IBFO was implemented on the IEEE 14 bus and IEEE 30 bus system. The results show that the new algorithm has stronger global optimal searching ability, faster convergence rate and better robustness compared with other optimization algorithms. Therefore, as a new approach, it can solve the problem of reactive power optimization in power systems.

Key words: power system; reactive power optimization; immune algorithm; bacterial foraging

收稿日期: 2013-07-09

基金项目: 上海市自然科学基金资助项目(12ZR1420800)

第一作者: 李莹(1987-),女,硕士研究生.研究方向:电能质量分析及优化. E-mail: 727145259@qq.com

通讯作者: 简献忠(1969-),男,副教授.研究方向:电能质量优化、压缩感知和嵌入式技术. E-mail: 593990622@qq.com

近几年,提出了很多人工智能算法用以求解电力系统无功优化问题,主要包括遗传算法^[1]、粒子群算法^[2]、混沌算法^[3]等,以及以上几种算法相互取长补短的混合算法^[4]. 人工智能算法积极且广泛地用于电力系统无功优化,并取得了一些成果,但还是存在或容易陷入局部最优解或收敛速度慢的缺点. 针对传统细菌觅食算法在优化过程中步长一致、收敛速度较慢的缺陷,提出进化细菌觅食算法. 通过赋予细菌以灵敏度来感知个体极值和全局极值的差异,使得细菌自适应调节游动步长,以适应环境,同时,将免疫算法中的克隆选择思想引入趋化操作中从而使搜索速度和精度有了极大的提升^[5]. 并将 IBFO 算法运用到无功优化上,在 IEEE14、IEEE30 节点系统中进行了仿真验证,并与改进粒子群算法 (SPSO) 及粒子群和细菌觅食混合算法 (PSOBFO) 进行比较,结果表明了 IBFO 算法能更有效地解决电力系统无功优化问题.

1 无功优化的数学模型

1.1 目标函数

通常情况,电力系统无功优化是从经济性的角度出发,以网损最小为目标,由于在优化过程中,常常会出现状态变量越限的情况,所以采用罚函数的形式制定目标函数为

$$\min f = P_{\text{loss}} + \lambda_V \sum_{i \in N_{PQ}} \left(\frac{V_i - V_{i,\text{lim}}}{V_{i,\text{max}} - V_{i,\text{min}}} \right)^2 + \lambda_Q \sum_{i \in N_g} \left(\frac{Q_i - Q_{i,\text{lim}}}{Q_{i,\text{max}} - Q_{i,\text{min}}} \right)^2 \quad (1)$$

其中

$$P_{\text{loss}} = \sum_{i=1, j \in i}^{N_B} G_{ij} (V_i^2 + V_j^2 - 2V_i V_j \cos \delta_{ij}) \quad (2)$$

$$V_{i,\text{lim}} = \begin{cases} V_{i,\text{max}} & V_i > V_{i,\text{max}} \\ V_{i,\text{min}} & V_i < V_{i,\text{min}} \\ V_i & \text{其它} \end{cases} \quad (3)$$

$$Q_{i,\text{lim}} = \begin{cases} Q_{i,\text{max}} & Q_i > Q_{i,\text{max}} \\ Q_{i,\text{min}} & Q_i < Q_{i,\text{min}} \\ Q_i & \text{其它} \end{cases} \quad (4)$$

式中, f 为目标函数; P_{loss} 为系统有功网损; λ_V, λ_Q 为惩罚因子; N_B 为系统总节点数; N_{PQ} 为 PQ 节点总数; N_g 为发电机节点总数; G_{ij} 为节点 i, j 之间的电导值; δ_{ij} 为电压相角差; V_i, Q_i 为节点 i 的电压幅值和无功出力; $V_{i,\text{lim}}, Q_{i,\text{lim}}$ 为节点 i 的电压和无功的限值; $V_{i,\text{max}}, V_{i,\text{min}}$ 为节点电压 V_i 的上限和下限;

$Q_{i,\text{max}}, Q_{i,\text{min}}$ 为发电机的无功出力 Q_i 的上下限.

1.2 等式约束

等式约束是指有功功率与无功功率保持平衡的条件,即功率平衡方程

$$P_i = V_i \sum_{j \in N_i} V_j (G_{ij} \cos \delta_{ij} + B_{ij} \sin \delta_{ij}) \quad i \in N_0 \quad (5)$$

$$Q_i = V_i \sum_{j \in N_i} V_j (G_{ij} \sin \delta_{ij} - B_{ij} \cos \delta_{ij}) \quad i \in N_{PQ} \quad (6)$$

式中, P_i, Q_i 为给定节点 i 的有功和无功; B_{ij} 为节点 i, j 之间的电纳值; N_0 为除平衡节点外的总节点数.

1.3 不等式约束

不等式约束条件指控制变量的约束条件与状态变量的约束条件.

a. 控制变量约束

$$\left. \begin{aligned} V_{gi,\text{min}} &\leq V_{gi} \leq V_{gi,\text{max}}, i \in N_g \\ T_{i,\text{min}} &\leq T_i \leq T_{i,\text{max}}, i \in N_T \\ Q_{ci,\text{min}} &\leq Q_{ci} \leq Q_{ci,\text{max}}, i \in N_C \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

式中, N_T 为可调变压器的节点数; N_C 为无功补偿装置的节点数; V_{gi} 为发电机的机端电压; T_i 为可调变压器变比; Q_{ci} 为无功补偿装置容量.

b. 状态变量约束

$$\left. \begin{aligned} Q_{gi,\text{min}} &\leq Q_{gi} \leq Q_{gi,\text{max}}, i \in N_g \\ V_{di,\text{min}} &\leq V_{di} \leq V_{di,\text{max}}, i \in N_{PQ} \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

式中, Q_{gi} 为发电机无功出力; V_{di} 为 PQ 节点电压.

2 在无功优化中的应用

2.1 细菌觅食优化算法

细菌觅食优化算法 (BFO) 是 Passina 于 2002 年基于细菌觅食行为而提出的一种仿生随机搜索算法,通过趋化、繁殖和驱散 3 个主要算子进行迭代优化,在 BFO 算法中,趋化过程有两种基本行为:翻转和游动^[6]. 经过一定周期的食物搜索后,为了提高搜索效率,按照细菌个体适应值的优劣进行排序,适应度较差的半数细菌淘汰,为了维持种群规模,适应度较好的一半进行自我复制,用以替代淘汰的半数细菌. 经过一定周期的繁殖后,为了降低陷入局部最优的概率, BFO 算法引入驱散操作,以一定的概率将其随机驱散到搜索空间,从而使算法的全局搜索能力增强.

2.2 免疫算法

Mori 等^[7]提出了免疫算法; Forrest 等^[8]使用 T 细胞的自体-非自体识别思想提出了否定选择算法; Castro 等^[9]提出了克隆选择算法 (clonal

selection algorithm, CSA), 该算法不考虑抗体(群体)之间的亲和度(适应度), 只关注抗体和抗原的亲和度, 由于算法的高记忆和极强搜索能力, 在模式识别和优化领域得到了广泛的应用。

2.3 基于免疫进化的细菌觅食改进算法

目前, 免疫算法的研究主要基于免疫网络、否定选择和克隆选择。本文借鉴免疫算法中的克隆选择思想, 并将其引入细菌觅食优化算法的繁殖过程中, 进行克隆选择性繁殖, 从而提高收敛的速度和精度。在驱散操作中, 能量较低的部分细菌进行驱散, 这将保留种群内的优秀个体, 进而改善细菌的全局寻优能力。改进算法的流程图如图1所示。

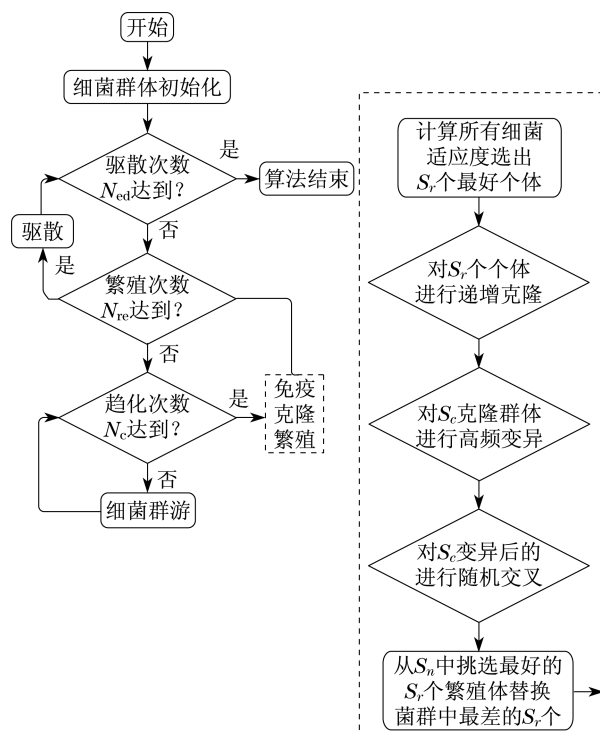


图1 IBFO 算法优化流程

Fig.1 Flow chart of IBFO

2.4 实现算法的基本流程

IBFO 算法的主要步骤:

a. 对细菌种群进行初始化操作。

b. 对细菌种群进行趋化操作。

(a) 产生单位向量 $\psi(j)$, 细菌执行翻转操作。

(b) 改善细菌种群位置。细菌个体按照灵敏度进行群游, 当适应度不再增强时, 则操作结束, 灵敏度定义为

$$V = \frac{[health_best - health(i)]}{[health_best - health(i)] + Delta} \quad (9)$$

其中, Delta 定义为灵敏度算子, 其大小由适应度函数的变化范围决定。细菌群游式为

$$X_{new}(j) = X(j) + V\psi(j) \quad (10)$$

式中, j 为趋化周期。

c. 细菌繁殖再生。完成趋化操作后, 对当前细菌群体进行克隆、变异、交叉及选择。

(a) 细菌按照适应度累加和进行排序, 适应度强的 S_r 个细菌为精英细菌, 形成待克隆群体。其中, $S_r = S/2$ 为群体个数的一半。

(b) 对精英细菌进行克隆繁殖操作, 形成克隆群体 S_c , 即

$$best_fit = best_fit / \max(best_fit) \quad (11)$$

$$S_{c_size}(i) = \sum_{i=1}^s \text{round}\left(\frac{\beta S}{i}\right) \quad (12)$$

① 按照式(11)首先将适应度标准化, 然后按照式(12)计算精英细菌的克隆繁殖个数 S_{c_size} , 这将使适应度越强的细菌个体形成的克隆群体越多, 其中 β 是度量细胞抗体、抗原之间亲和度的递增函数。

$$S_c(i) = S_c(i) + \delta \text{rand}() X_best \quad (13)$$

$$\delta = \exp(-best_fit(S_r - i + 1)) \quad (14)$$

② 按照式(13)执行高频变异操作。其中 δ 是变异概率, 如果细菌个体的适应度越强则变异概率越大, 进而搜索空间越广。

$$Cross_X = S_c(k_1) - S_c(k_2) + S_c(k_3) - S_c(k_4) \quad (15)$$

$$S_n = S_c + S_i \quad (16)$$

③ 按照式(15)执行随机交叉操作, 其中 k_1, k_2, k_3, k_4 为克隆群体中随机选取且互不相同的细菌个体。产生 S_i 个免疫细胞, 按照式(16)注入到克隆群体中, 形成克隆繁殖细菌群 S_n 。

④ 从克隆繁殖细菌群 S_n 中, 选出适应度最强的 S_r 个细菌个体, 取代适应度较差的半数细菌个体。

d. 细菌驱散, 为了使算法的全局搜索能力增强, 按照驱散概率对适应度差的细菌进行驱散操作。

e. 循环结束判断, 满足结束条件则循环结束, 输出结果。

2.5 IBFO 在无功优化中的应用

无功优化的控制变量对应于细菌在搜索空间中的位置, 其中包括发电机机端电压 V (连续变量)、有载调压变压器变比 T (离散变量) 和无功补偿量 Q (离散变量)。细菌个体的空间搜索(维数)对应每个控制变量, 具体的算法流程如图2所示(见下页)。

3 算例分析

使用Matlab进行无功优化仿真计算, 分别对

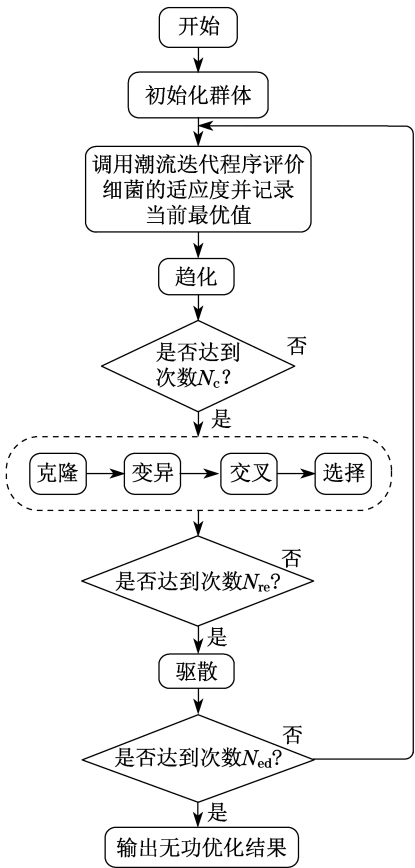


图 2 基于 IBFO 算法的无功优化流程
Fig.2 Flow chart of IBFO-based reactive power optimization

IEEE 14 节点和 IEEE 30 节点系统进行仿真来验证 IBFO 算法的优化效果,采用 Matlab 进行无功优化计算. IEEE 14 系统共有 14 个节点,20 条支路,5 台发电机,3 台可调变压器以及 1 个并联补偿电容器节点,IEEE 30 系统共有 30 个节点,41 条支路,6 台发电机,4 台可调变压器以及 2 个并联补偿电容器节点,系统节点参数和支路参数参见文献[10]. 基准功率为 100 MVA.

对于 IEEE 14 系统群体规模为 30,SPSO 与 PSOBFO 最大迭代次数为 30;在 IBFO 算法中,趋化算子次数 $N_c = 5$ 、繁殖算子次数 $N_{re} = 3$ 、迁移算子次数 $N_{ed} = 2$,算法共计循环了 $N_c N_{re} N_{ed} = 30$ 次,这样方便与前两次算法进行比较. 表 1 和表 2 分别为优化结果及优化后各控制变量的值.

图 3 为 IEEE 14 系统采用不同算法的收敛曲线图.

对于 IEEE 30 系统,群体规模为 30,SPSO 与 PSOBFO 最大迭代次数为 70;在 IBFO 算法中, $N_c = 7$, $N_{re} = 5$, $N_{ed} = 2$,算法共计循环了 $N_c N_{re} N_{ed} = 70$

表 1 IEEE 14 系统不同算法优化结果比较
Tab.1 Comparison of results of different methods (IEEE 14)

参数	SPSO	PSOBFO	IBFO
最大 P_{loss}/pu	0.125 6	0.123 8	0.123 0
最小 P_{loss}/pu	0.123 5	0.123 0	0.122 6
平均 P_{loss}/pu	0.123 9	0.123 5	0.122 8
平均 $P_{save}/\%$	11.945 1	12.307 7	12.947 9

表 2 IEEE 14 系统不同算法优化后控制变量的值
Tab.2 Values of control variables after optimization

控制变量	节点编号	初始值	SPSO	PSOBFO	IBFO
V_1	1	1.060	1.100 0	1.100 0	1.100 0
V_2	2	1.045	1.086 5	1.088 9	1.086 9
V_3	3	1.010	1.060 0	1.051 4	1.058 9
V_4	6	1.070	1.035 6	1.088 9	1.100 0
V_5	8	1.090	1.026 7	1.018 5	1.076 8
T_1	4~7	0.978	1.100 0	1.029 4	0.952 4
T_2	4~9	0.969	1.018 0	0.900 0	1.049 6
T_3	5~6	0.932	1.055 5	1.010 9	1.012 1
Q_1	9	0.190	0.353 2	0.337 8	0.366 3

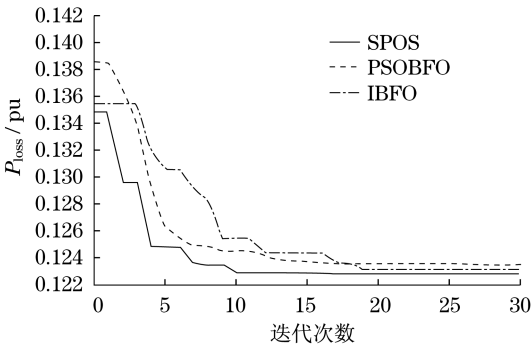


图 3 SPSO,PSOBFO 和 IBFO 算法的收敛特性曲线图
Fig.3 Convergence curve of SPSO,PSOBFO and IBFO methods for IEEE 14 bus system

次,这样方便与前两次算法进行比较. 表 3 和表 4 分别为优化结果及优化后各控制变量的值.

表 3 IEEE 30 系统不同算法优化结果比较
Tab.3 Comparison of results of different methods (IEEE 30)

参数	SPSO	PSOBFO	IBFO
最大 P_{loss}/pu	0.054 3	0.052 8	0.051 9
最小 P_{loss}/pu	0.052 1	0.051 7	0.051 2
平均 P_{loss}/pu	0.053 0	0.052 2	0.051 5
平均 $P_{save}/\%$	13.018 9	14.751 0	16.310 7

表4 IEEE 30 系统不同算法优化后控制变量的值
Tab.4 Values of control variables after optimization

控制变量	节点编号	初始值	SPSO	PSOBFO	IBFO
V_1	1	1.050	1.100 0	1.100 0	1.100 0
V_2	2	1.045	1.094 3	1.094 0	1.100 0
V_3	5	1.010	1.077 8	1.076 5	1.079 4
V_4	8	1.010	1.075 6	1.075 6	1.081 3
V_5	11	1.050	1.085 3	1.100 0	1.100 0
V_6	13	1.050	1.100 0	1.100 0	1.100 0
T_1	6~9	0.978	1.017 5	1.045 0	1.038 5
T_2	6~10	0.969	0.950 9	0.958 2	0.964 9
T_3	4~12	0.932	1.019 7	0.954 0	0.953 3
T_4	28~27	0.968	0.986 1	0.957 8	0.968 5
Q_1	10	0.190	0.250 0	0.345 1	0.319 4
Q_2	24	0.040	0.145 3	0.128 5	0.125 8

图4 为 IEEE 30 系统采用不同算法的收敛曲线图.

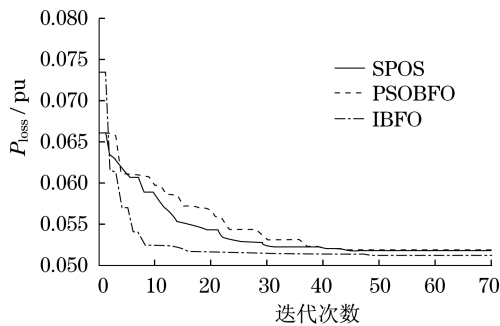


图4 SPSO,PSOBFO 和 IBFO 算法的收敛特性曲线图
Fig.4 Convergence curve of SPSO,PSOBFO and IBFO methods for IEEE 30 bus system

从表1和表3不难看出,IBFO算法得到的系统网损平均值分别为0.122 8和0.051 5,网损平均下降率分别为12.95%和16.31%,该结果明显优于其它两种算法.从计算结果的网损最大值、最小值以及平均值可以看出,IBFO算法不仅具有搜索高质量最优解的能力,且具有较强的稳定性.图3和图4也清楚的表明 SPSO 算法分别在迭代次数为15和38次时曲线才开始趋于平稳,PSOBFO 算法分别在迭代次数为19和31次时曲线才开始趋于平稳,而 IBFO 算法分别在迭代次数为10和18次时曲线开始趋于平稳并逐渐收敛,其效率明显高于其它两种算法.由此可以得出 IBFO 算法相对于其它两种算法具备更快的收敛速度以及更加稳定的运行特性,显示了该

算法寻优的有效性和优越性.

4 结束语

提出基于免疫进化的细菌觅食算法并将其用于电力系统无功优化中.通过对 IEEE 14 节点和 IEEE 30 节点算例的计算分析表明,相比其它两种算法,本文所提算法具有具有高效、快速、稳定等优点,通过有效降低系统有功网损和改善电压分布,达到节能降耗、提高电能质量的目的.因此,该算法可以作为一种新途径用于求解电力系统无功优化问题,值得进一步在理论和实践上加以探索和研究.

参考文献:

[1] 何禹清,彭建春,文明,等.基于改进遗传算法的配电网动态无功优化[J].湖南大学学报,2010,37(3):38-43.

[2] 张文,刘玉田.自适应粒子群优化算法及其在无功优化中的应用[J].电网技术,2006,30(8):19-24.

[3] 赵涛,熊信银,吴耀武.基于混沌优化算法的电力系统无功优化[J].继电器,2003,31(3):20-25.

[4] 张利生,马安,叶卫华.基于变尺度混沌理论与免疫遗传算法的电力系统无功优化[J].电网技术,2008,32(20):77-80.

[5] 刘小龙,赵奎领.基于免疫算法的细菌觅食优化算法[J].计算机应用,2012,32(3):634-637,653.

[6] 杨大炼,李学军,蒋玲莉.一种细菌觅食算法的改进及其应用[J].计算机工程与应用,2012,48(13):31-34.

[7] Mori K, Tsukiyama M, Fukuda T. Immune algorithm with searching diversity and its application to resource allocation problem [J]. Transactions-Institute of Electrical Engineers of Japan, 1993, 113C(10): 872-878.

[8] Forrest S, Perelson A S, ALLEN L. Self-nonself discrimination in a computer[C]// IEEE Symposium on Research in Security and Privacy. Piscataway: IEEE Press,1994:202-212.

[9] Castro L N, Zuben F J. Artificial immune system: Part I: basic theory and applications[R]. Campinas: State University of Campinas, School of Computing and Electrical Engineering,1999.

[10] 张伯明,陈寿孙,严正.高等电力网络分析[M].2版.北京:清华大学出版社,2007.

(编辑:金虹)