

采用改进免疫算法的机组组合优化

王敏蔚, 杨莉

(浙江大学 电气工程学院, 浙江省 杭州市 310027)

Unit Commitment Based on Improved Immune Algorithm

WANG Min-wei, YANG Li

(School of Electrical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, Zhejiang Province, China)

ABSTRACT: Unit commitment is a high dimensional, discrete and nonlinear engineering optimization problem. An improved immune algorithm is proposed for unit commitment. Using the proposed algorithm, the start/stop characteristics of different types of units can be conveniently considered; the antibody segment is utilized to represent different unit commitment states, and a memory library of antibody segments formed by a set of antibody segment of one and the same unit is constructed to accelerate the formation of antibody to meets the matching requirement of antigen. During the searching of optimal solution a mutation method considering affinity is adopted to adaptively adjust the search space. Results of calculation example show that the proposed algorithm can offer stable unit commitment results and its convergence is satisfied, so it is practicable.

KEY WORDS: unit commitment; economic dispatch immune algorithm; antibody segment

摘要: 电力系统机组组合问题是一个高维、离散、非线性的工程优化问题。提出了一种改进的免疫算法用于机组组合优化。该算法便于考虑不同类型机组启停的特性,采用抗体片段表示不同的机组组合状态,并构造了由同一机组的抗体片段集合形成的抗体片段记忆库,加快了满足抗原匹配要求的抗体的形成速度。在最优解搜索过程中,采用一种考虑亲和度的变异方法,自适应地调整搜索范围。算例表明该方法收敛性好,结果稳定,有较强的实用意义。

关键词: 机组组合; 经济调度; 免疫算法; 抗体片段

0 引言

机组组合问题是在满足系统负荷和备用要求以及机组运行技术条件约束的情况下,确定未来一定时期内的各机组开、停机状态,并在机组间分配负荷,以使系统总的运行费用达到最小。机组组合具有高维数、非凸、离散、非线性的特点,使得机组组合问题求解困难。传统方法有优先级表法^[1]、

动态规划法^[2]、拉格朗日松弛法^[3]。近年来很多人工智能算法也被应用到机组组合问题中,如禁忌算法^[4]、模拟退火算法^[5]、蚁群算法^[6]、遗传算法^[7]和粒子群算法^[8]等。这些算法取得了一定的效果,但在求解速度和精度上仍有很大的提升空间。如遗传算法易出现早熟现象,陷入局部最优;禁忌算法对初始参数要求较高;模拟退火法在求解较大规模问题时,计算量以指数增加;粒子群算法容易陷入局部最优解,且解的精度不够高^[3-9]。此外,传统系统调度机制的变化,如中长期合约的分解、节能减排政策等也使得机组组合出现了新问题^[10]。

免疫算法模拟了生物免疫系统,是一个具有记忆机制、调节机制、评价机制和有导向性地产生某种特异性抗体等特点的算法。由于是多点并行计算,并且通过记忆库保留优秀解,免疫算法能够有效避免早熟陷入局部最优,求解效率高。近年来,免疫算法由于其强大的信息处理能力,尤其是完全并行和分布式下实现复杂计算的能力,在电力系统很多领域(如机组组合^[11]、无功优化^[12]、最优潮流^[13]、电网规划^[14]等),成为一个很有价值的研究方向。

在分析机组组合问题特点的基础上,本文提出一种基于改进免疫算法(improved immune algorithm, IIA)的优化模型。机组组合是工程问题,而不仅仅是单纯的数学问题,充分考虑各类机组的特性,可以提高算法的效率^[7]。本算法以抗体片段描述不同机组的启停状态,构造同一机组的抗体片段集合形成的抗体片段记忆库,加快了满足抗原匹配要求的抗体的形成速度。同很多文献一样^[9,15],本文将机组组合问题分解为确定机组状态和经济调度2个子问题,减少了抗体编码的长度。在最优解搜索过程中,提出一种自适应的变异率设置方法,可根据抗体的亲和力调整搜索的范围,有效提

高求解速度。

1 机组组合问题描述

机组组合问题的约束条件一般包括功率平衡约束、旋转备用约束、最小停运时间和最小运行时间约束、机组输出功率的上下限约束、机组爬坡速率约束、一天中机组的最大开停机次数等。本文机组组合的目标函数为系统运行成本 F 最小

$$\min F(U_i^t, P_i^t) = \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T [F_i(P_i^t) + S_i^t(U_i)U_i^t(1-U_i^{t-1})] \quad (1)$$

式中： U_i^t 和 P_i^t 为决策变量； U_i^t 为机组 i 在 t 时段的状态，0 表示停运，1 表示开机； P_i^t 为机组 i 在 t 时段的出力； $F_i(P_i^t) = a_i(P_i^t)^2 + b_i P_i^t + c_i$ ，为机组 i 的能量成本， a_i 、 b_i 、 c_i 为相应参数； $S_i^t(U_i) = K_i + B_i(1 - e^{-z_i^{t-1}/\tau_i})$ ，为机组 U_i 在 t 时段的启动费用， K_i 、 B_i 、 τ_i 为启动耗量特性参数， z_i^{t-1} 为机组 i 在 t 时段前的连续停运时间。

机组组合问题的约束条件为

$$\sum_{i=1}^N U_i^t P_i^t = P_D^t \quad (2)$$

$$\sum_{i=1}^N U_i^t \bar{P}_i^t \geq P_D^t + S_D^t \quad (3)$$

$$\sum_{j=t-T_{1i}}^{t-1} (1-U_i^j) \geq T_{1i} U_i^t (1-U_i^{t-1}) \quad (4)$$

$$\sum_{j=t-T_{2i}}^{t-1} U_i^j \geq T_{2i} U_i^t (1-U_i^{t-1}) \quad (5)$$

$$U_i^t \underline{P}_i \leq P_i^t \leq U_i^t \bar{P}_i \quad (6)$$

$$U_i^t (P_i^{t-1} - R_{di}) \leq P_i^t \leq U_i^t (P_i^{t-1} + R_{ui}) \quad (7)$$

上述约束条件可以分为系统约束条件和机组特性约束条件。式(2) (3)分别为系统功率平衡约束、备用约束，式(4)~(7)分别为最小停机和最小运行时间约束、机组输出功率约束、机组爬坡速率约束。其中： P_D^t 为时段 t 系统负荷； S_D^t 为时段 t 的备用要求； T_{1i} 和 T_{2i} 为机组 i 的最小停运时间和最小运行时间； \bar{P}_i 和 \underline{P}_i 为机组 i 的出力上/下限； R_{ui} 和 R_{di} 为机组 i 每个时段允许的上/下调出力。

当不考虑爬坡约束时，给定机组状态方案，各时段的机组出力分配问题没有耦合关系。此时机组组合问题可以分解为确定机组组合状态和系统经济调度 2 个子问题^[9,15]。

2 免疫算法的基本原理

2.1 免疫系统原理

免疫算法模拟了生物免疫系统的工作机理。当

外部病菌入侵机体后，免疫细胞在抗原的诱导下，开始大量克隆增生。能够识别抗原的细胞根据识别的程度进行克隆增生。通常细胞与抗原的亲合度越高，就能产生越多的后代。在细胞的分裂过程中，进行高频变异，通常细胞和抗原的亲合度越大，变异越小^[12]。

目前提出的免疫算法有很多种。图 1 是免疫系统的基本过程。图中抗体是指免疫细胞，抗原是指外界病菌。亲合度是抗体识别并消灭抗原的程度。在生物的免疫系统中，首先抗体和抗原进行亲合度匹配，选择亲合度高的进行繁殖；然后对繁殖的抗体进行变异，变异后的抗体再和抗原进行亲合度匹配；最后筛选出亲合度最高的抗体更新到种群中，记忆优秀抗体。

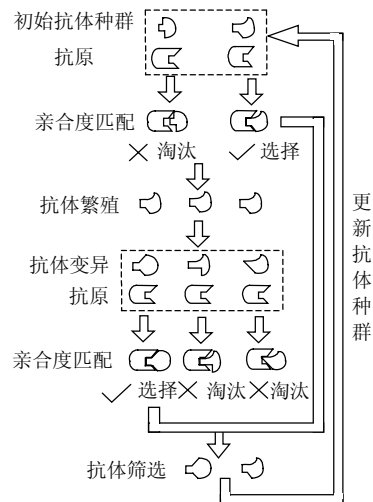


图 1 免疫系统的基本框图

Fig. 1 Main frame of immune system

免疫算法和遗传算法都是从初始种群开始的并行算法，也都可以采用选择、交叉、变异等算子，但免疫算法为维持群体的多样性，实现多峰值收敛，在评价时考虑了解抗体本身的浓度，同时操作以变异为主。此外，免疫算法具有记忆库机制，更有利于提高求解的效率^[16-17]。

2.2 免疫算法

采用免疫算法求解优化问题时，抗原对应目标函数和约束条件，抗体对应问题的可行解。亲合度是抗体识别并消灭抗原的程度，识别抗原的程度即对应于解与约束条件的匹配程度，消灭抗原的程度即对应于该解下目标函数的大小。假设一代种群中 S 个抗体，抗体 $x_i(i=1,2,\dots,S)$ 的亲合度为

$$f(x_i) = \frac{1}{1 + F(x_i)} \quad (8)$$

在本文中 x_i 即机组组合方案， $F(x_i)$ 为相应运行成本。

选择 S 个抗体中亲和力最大的 M 个抗体进行克隆，这 M 个抗体称为克隆集合。克隆集合中各抗体被克隆的数量分别为

$$N_c(x_i) = P_c(x_i)S' = \frac{f(x_i)}{\sum_{i=1}^M f(x_i)} S', \quad i = 1, \dots, M \quad (9)$$

式中： $P_c(x_i) = f(x_i) / \sum_{i=1}^M f(x_i)$ 为克隆选择算子； S' 为克隆后抗体总量，称为克隆规模。

克隆后的 S' 个抗体经过变异算子处理，计算亲和力，选取亲和力最大的前 S 个抗体更新到抗体种群，再进行下一次迭代。

3 基于改进免疫算法的机组组合模型

3.1 算法简介

本文提出的改进免疫算法思路是以一个抗体片段描述一个机组在整个时间区间内的启停状态，并将满足机组特性的优质抗体片段集合形成抗体片段记忆库，由各记忆库抽取抗体片段形成新一代抗体。在免疫算法的选择和克隆算子设计中，综合考虑抗体的浓度和亲和力，对后代抗体的多样性和有效性进行平衡。在变异算子中，提出了考虑亲和度的自适应变异率，根据抗体的优秀程度，自动调整解的搜索空间。

3.2 抗体编码

机组组合的约束条件可分为系统约束和机组约束，其中各机组的约束条件是彼此独立的，机组特性决定了它在系统运行中的表现。

本文中采用抗体片段描述机组状态。每个抗体有 N 个片段组成，对应 N 台机组；而每个抗体片段有 T 位，对应着 T 个时段。机组 i 的优秀抗体片段集合即形成抗体片段记忆库，保存具有优势特征的抗体片段。 N 个抗体片段记忆库中各取出一个片段合并即形成一个抗体，即一个机组组合方案，这样处理提高了高质量抗体的形成效率。抗体片段、抗体片段记忆库和抗体的关系如图 2 所示。

在本模型中，根据最小停运时间和最小运行时间检验抗体片段的可行性，只有满足机组特性的抗体片段才能进入记忆库。这样可以将最小停机(运行)时间约束与其他约束分离，将机组组合中的 0~1 变量预先处理。记忆库中随机抽取抗体片段形成的新抗体，需要进行系统备用约束检验，保证至少有经济调度的可行解。当抗体无法满足系统负荷需求时，按机组煤耗的高低采用赌盘方式增开机组，直

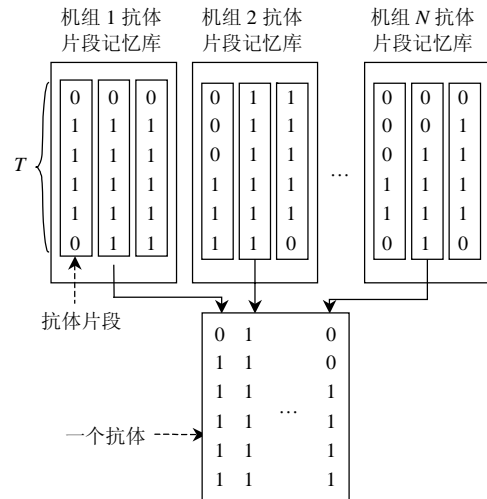


图 2 抗体片段、记忆库和抗体

Fig. 2 Antibody segment, memory library and antibody to meet the system load requirements for that time period^[7], thereby improving calculation efficiency.

3.3 基于浓度和亲和度的克隆选择

免疫算法中，克隆选择算子一般只考虑了亲和力大小，如式(9)所示，而没有考虑到抗体之间的相似性问题。假设克隆集合 M 中的抗体相似度高，显然克隆得到的新一代抗体集合也相似度高，容易引起早熟现象，陷入局部最优。本文利用免疫中抗体浓度的概念，使包含有效进化基因的低亲和力抗体也有被克隆的机会。此外，分解 M 中的抗体片段并按“重近轻远”的原则对体片段记忆库进行更新，保证了记忆库中抗体片段在多样性和有效性间的平衡。

根据基于矢量距的浓度概念^[18]，假设抗体 x_i 的亲和力为 $f(x_i)$ ，抗体 x_i 在克隆集合 M 上的距离为

$$\rho(x_i) = \sum_{j=1}^M |f(x_i) - f(x_j)|, \quad i = 1, \dots, M \quad (10)$$

相应的抗体浓度为

$$d(x_i) = \frac{1}{\rho(x_i)} = \frac{1}{\sum_{j=1}^M |f(x_i) - f(x_j)|} \quad (11)$$

基于抗体浓度的克隆选择算子为

$$P_s(x_i) = \frac{\rho(x_i)}{\sum_{i=1}^M \rho(x_i)} = \frac{\sum_{j=1}^M |f(x_i) - f(x_j)|}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M |f(x_i) - f(x_j)|} \quad (12)$$

将亲和力与浓度进行加权，得到克隆选择算子为

$$P_{cs}(x_i) = \omega P_c(x_i) + (1 - \omega) P_s(x_i) \quad (13)$$

$$N_{cs}(x_i) = \text{round}[P_{cs}(x_i)S'] \quad (14)$$

式中 ω 是加权系数。

3.4 基于亲和度的自适应变异

在免疫算法中, 抗体变异率的选择需要兼顾种群的多样性和最优解的稳定性。本文提出基于亲和度的变异率, 即当亲和度越大, 搜索空间越小, 反之则搜索空间越大, 从而实现了自动调节各代抗体的搜索空间。假设 k 为当前迭代次数, 自适应变异率为

$$p(k) = \begin{cases} p, & k = 1 \\ p(k-1)e^{(1-f_{\max}(k)/f_{\max})p_l}, & k = 2, \dots, G \end{cases} \quad (15)$$

式中: p 为初始变异率; G 为总迭代次数; $f_{\max}(k)$ 为第 k 代抗体的最大亲和度; f_{\max} 为前 k 代抗体的最大亲和度; p_l 为变异调节因子。

电力系统的负荷分为基荷、腰荷、峰荷。根据运行经验, 煤耗微增率小的机组, 启停费用高, 一般承担系统的基荷, 例如大型火电机组。而微增率大的机组通常启停费用较低, 这类机组多承担峰荷^[7]。不同类型的机组采用不同的变异率, 有利于提高寻优速度和结果的稳定性。在本文模型中, 考虑到基荷、峰荷机组的不同特点, 对抗体中对应不同机组的抗体片段采用了不同大小的初始变异率 p 。

4 算法流程

基于改进免疫算法的机组组合框图如图 3 所示。基本步骤如下:

- 1) 初始化。设置 S 、 M 、 S' 、 p 等参数初始值, 形成抗体片段记忆库。从记忆库中随机选择抗体片段产生第一代抗体。值得指出的是, 初始抗体片段记忆库可以根据运行经验和历史数据产生。
- 2) 抗体可行性检验、评价、选择、克隆。检验抗体, 计算抗体亲和度, 并选择亲和度最高的 M 个抗体组成克隆集合, 进行克隆, 形成 S' 个新抗体。
- 3) 更新抗体片段记忆库。分解克隆集合 M 中的抗体, 并随机更新到抗体片段记忆库。
- 4) 高频变异、检验。对克隆后的抗体 S' 进行变异, 并检验。
- 5) 重新评价和选择。重新计算变异抗体 S' 的亲和度, 对 S' 个抗体和克隆集合 M 中抗体的亲和度进行总排序, 由亲和度最高的前 $0.2S$ 个抗体, 以及从抗体片段记忆库新产生的 $0.8S$ 个抗体, 形成新一代抗体, 从而确保抗体的有效性和多样性。
- 6) 检查是否满足终止条件。若是, 则终止;

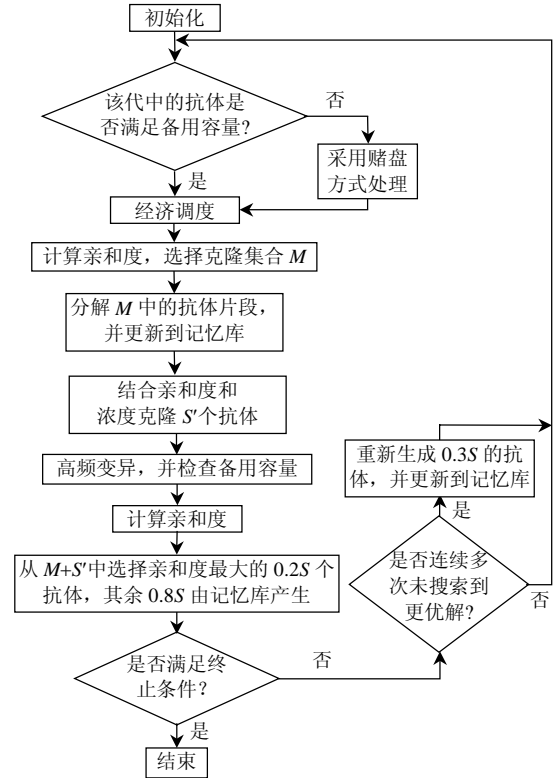


图 3 基于改进免疫算法的机组组合流程

Fig. 3 Flow chart of IIA based unit commitment

若否, 则转到步骤 7)。本文的终止条件为最大迭代次数或连续 12 次前后 2 代的最优解之差小于 0.1。

7) 检查是否满足记忆库更新条件, 当连续 4 次前后 2 代的最优解之差大于 0.1, 则重新生成 0.3S 个抗体片段, 更新记忆库; 否则转到步骤 2)。

5 算例分析

5.1 仿真条件

仿真在 CPU 为 P4-3.0 GHz 的 IBM-PC, Matlab7.8 环境下进行。为方便与其他文献中的算法对比, 本文采用文献[19]中的 10 机系统。文中种群规模 S 取 10, 克隆集合 M 取 4, 克隆规模 S' 取 20, 初始变异率根据机组特性在 [0.1, 0.5] 中选取。

5.2 不考虑爬坡约束条件

上述机组组合状态下的总煤耗量为 78 965 t, 其中启动费用 256.9 t。表 1 为本文的 IIA 与和其他优化算法的煤耗比较, 可以看出 IIA 具有较强的全局寻优能力。

图 4 为是否采用抗体记忆库时的收敛过程比较。由图 4 可以看到, 曲线 2 的效率明显好于曲线 1, 这说明抗体片段记忆库, 保留了各机组的优秀抗体片段, 更利于形成有效抗体, 提高搜索效率。

图 5 为克隆选择时, 是否考虑抗体浓度的收敛

表 1 不同优化方法下的煤耗量比较
Tab. 1 Comparison of coal consumption under different methods

优化方法	机组煤耗量/t
启发式遗传算法	79 807
动态规划法	79 349
文献[20]的蚁群粒子群混合算法	79 010
文献[11]的免疫算法	78 970
本文的改进免疫算法	78 965

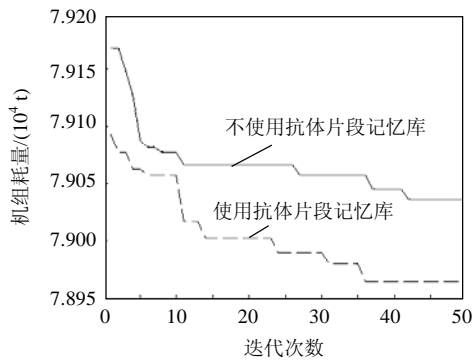


图 4 有无抗体片段记忆库的寻优曲线
Fig. 4 Convergence curves with and without antibody memory library

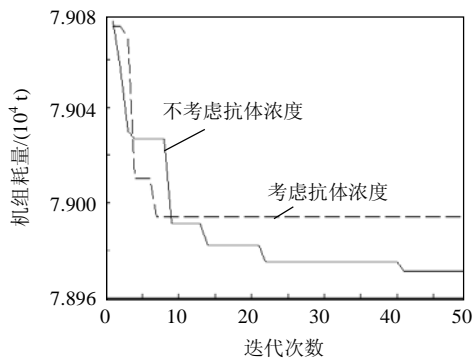


图 5 是否考虑抗体浓度时的寻优曲线
Fig. 5 Convergence curves with and without considering concentration of antibody

过程比较。从图 5 可以看到，仅考虑了亲和度的曲线 1，在克隆时不能很好地保持抗体的多样性，因此容易早熟陷入局部最优；而曲线 2 充分考虑了抗体浓度，有效地抑制了相似抗体的泛滥，使得包含有效进化基因的低亲和力抗体也有被克隆的机会，保持了抗体的多样性，避免过早陷入局部最优。

图 6 为在不同变异方法下的结果比较。图中曲线 1 为自适应变异，各机组初始变异率相等；曲线 2 的各机组变异率不等，但是变异率保持不变；曲线 3 是自适应变异，各机组初始变异率不等。从图 6 中可以看到曲线 3 明显优于其他 2 条曲线，曲线 3 一般可在 30~60 代达到收敛，而另外 2 种情况一般要 60~110 代才能达到收敛。

表 2 为对不同机组数的系统都进行 20 次仿真，

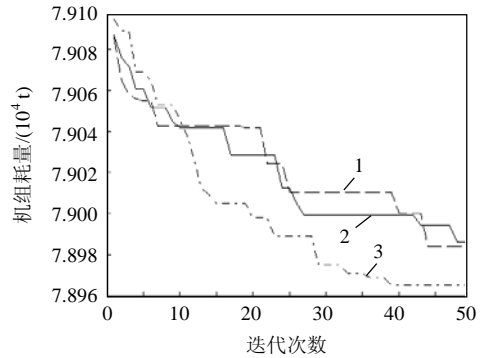


图 6 不同变异设置下的结果比较
Fig. 6 Comparison of results with different mutation setting methods

迭代次数 100 次的统计结果。机组的初始状态均为随机产生。从表中可以看出，该方法的稳定性好，但是随着机组数的增加，计算时间也成非线性增加。

表 2 不考虑爬坡约束时不同规模系统的运行成本比较
Tab. 2 Dispatch costs comparison of different systems without ramp constraints

机组数	最优解/t	最劣解/t	平均解/t	CPU 时间/s
10	78 965	78 971	78 968	8.2
20	157 891	157 950	157 906	12.9
40	345 886	315 972	345 903	28.5
60	473 832	473 987	473 896	62
80	631 718	631 894	631 813	125
100	789 784	790 017	789 892	205

5.3 考虑爬坡约束条件

本文提出的方法可以很方便地考虑机组的爬坡约束^[15]，总煤耗量为 79 052 t，其中启动费用 256.9 t。与文献[19]采用拉格朗日法相比降低了 2.12%，采用该系统的其他文献未考虑爬坡速率，故不做比较。表 3 为机组数量不同系统的计算结果比较，迭代次数均为 100。

表 3 考虑爬坡约束，规模不同系统的运行成本比较
Tab. 3 Dispatch costs of different systems with ramp constraints

机组数	最优解/t	最劣解/t	平均解/t	CPU 时间/s
10	79 052	79 052	79 052	9.7
20	158 040	158 063	158 051	16.6
40	316 137	316 185	316 165	36
60	474 372	474 463	474 413	69
80	632 521	632 644	632 589	140
100	790 641	790 789	790 693	223

6 结语

本文结合机组组合的特点，将问题分成状态确定和经济调度 2 层子问题。采用抗体片段分别描述各机组组合状态，提出一种基于亲和度的变异方法，对不同机组设置不同变异率，从而将 IIA 的调整机制、记忆机制与机组特性有机结合起来，提高

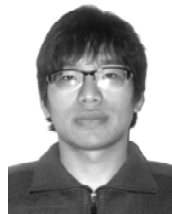
了搜索效率。通过对算例分析可以看到,本文提出的基于改进免疫算法的机组组合优化,具有收敛性好、结果稳定的特点,有较强的实用性。本文机组组合模型中没有考虑电网静态安全约束,下一步我们将对此进行研究。

致谢

本文得到了浙江大学青年科研创新专项项目(2009QNA4014)基金的支持,在此表示衷心的感谢。

参考文献

- [1] Senjyu T, Shimabukuro K, Uezato K. A fast technique for unit commitment problem by extended priority list[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2003, 18(2): 881-888.
- [2] Wang C, Shahidepour M. Optimal generation scheduling with romping costs[J]. IEEE Trans on Power Systems, 1995, 10(1): 60-67.
- [3] Ongsakul W, Petcharaks N. Unit commitment by enhanced adaptive Lagrangian relaxation[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2004, 19(1): 620-628.
- [4] Mantawy A H, Abdel Magid Y L, Selim S Z. Unit commitment by Tabu search[J]. IEE Proceedings Generation, Transmission and Distribution, 1998, 145(1): 56-64.
- [5] Simopoulos D N, Kavatzas S D, Vournas C D. Unit commitment by an enhanced simulated annealing algorithm[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2006, 21(1): 68-76.
- [6] Simon S P, Padhy N P, Anand R S. An ant colony system approach for unit commitment problem[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2006, 28(5): 315-323.
- [7] 高山, 单澜达. 遗传算法搜索优化及其在机组组合中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2001, 21(3): 45-48.
Gao Shan, Shan Yuanda. Advanced genetic algorithm approach to unit commitment with searching optimization[J]. Proceedings of the CSEE, 2001, 21(3): 45-48(in Chinese).
- [8] Ting T O, Rao M V C, Loo C K. A novel approach for unit commitment problem via an effective hybrid particle swarm optimization[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2006, 21(1): 411-418.
- [9] Bavafa M, Monsef H, Navidi N. A new hybrid approach for unit commitment using Lagrangian relaxation combined with evolutionary and quadratic programming[C]. Power and Energy Engineering Conference, Wuhan, 2009.
- [10] 高宗和, 耿建, 张显, 等. 大规模系统月度机组组合和安全校核算法[J]. 电力系统自动化, 2008, 32(23): 28-30.
Gao Zonghe, Geng Jian, Zhang Xian, et al. Monthly unit commitment and security assessment algorithm for large-scale power system[J]. Automation of Electric Power Systems, 2008, 32(23): 28-30(in Chinese).
- [11] 李蔚, 刘长东, 盛德仁, 等. 基于免疫算法的机组负荷分配研究[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24(7): 241-245.
Li Wei, Liu Changdong, Sheng Deren, et al. Research on optimization of unit commitment based on IA[J]. Proceeding of the CSEE, 2004, 24(7): 241-245(in Chinese).
- [12] 郭创新, 朱承治, 赵波, 等. 基于改进免疫算法的电力系统无功优化[J]. 电力系统自动化, 2005, 29(15): 23-29.
Guo Chuangxin, Zhu Chengzhi, Zhao Bo, et al. Power system reactive power optimization based on an improved immune algorithm[J]. Automation of Electric Power Systems, 2005, 29(15): 23-29(in Chinese).
- [13] 孙勇智, 韦巍. 基于人工免疫算法的电力系统最优潮流计算[J]. 电力系统自动化, 2002, 26(12): 30-34.
Sun Yongzhi, Wei Wei. Solution of optimal power flow problem based on artificial immune algorithm[J]. Automation of Electric Power Systems, 2002, 26(12): 30-34(in Chinese).
- [14] 高洁. 应用免疫算法进行电网规划研究[J]. 系统工程理论与实践, 2001, 21(5): 119-123.
Gao Jie. The application of the immune algorithm for power network planning[J]. Systems Engineering-Theory and Practice, 2001, 21(5): 119-123(in Chinese).
- [15] Ongsakul W, Petcharaks N. Transmission and ramp constrained unit commitment using enhanced adaptive Lagrangian relaxation[C]. IEEE Power Tech, Russia, Petersburg, 2005.
- [16] 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.
- [17] 葛红. 免疫算法与遗传算法比较[J]. 暨南大学学报: 自然科学版, 2003, 24(1): 22-25.
Ge Hong. Comparison of immune algorithm with genetic algorithm [J]. Journal of Jinan University: Natural Science, 2003, 24(1): 22-25(in Chinese).
- [18] Lu H. On the convergence rates of clonal selection algorithm[C]. International Symposium on Information Science and Engineering (ISISE '08), Shanghai, 2008.
- [19] 韩学山, 柳焯. 考虑发电机组输出功率速度限制的最优机组组合[J]. 电网技术, 1994, 18(6): 11-16.
Han Xueshan, Liu Zhuo. Optimal unit commitment consider unit's ramp rate limits[J]. Power System Technology, 1994, 18(6): 11-16(in Chinese).
- [20] 陈焯, 赵国波, 刘俊勇, 等. 用于机组组合优化的蚁群粒子群混合算法[J]. 电网技术, 2008, 32(6): 52-56.
Chen Ye, Zhao Guobo, Liu Junyong, et al. An ant colony optimization and particle swarm optimization hybrid algorithm for unit commitment based on operate coding[J]. Power System Technology, 2008, 32(6): 52-56(in Chinese).



王敏蔚

收稿日期: 2009-12-19。

作者简介:

王敏蔚(1986—), 男, 硕士研究生, 研究方向为电力市场, E-mail: zjuwmw@gmail.com;

杨莉(1974—), 女, 副教授, 研究方向为电力市场、电力系统优化算法。

(责任编辑 王晔)