

电力系统机组优化组合的改进遗传算法

刘可真, 陈勇, 束洪春

(昆明理工大学 电力工程学院, 云南 昆明 650051)

摘要: 将遗传算法应用于电力系统机组优化组合计算. 基于对遗传算法基本原理的研究, 并结合机组组合问题的特点, 设计了一套新颖的遗传操作. 算例仿真表明: 改进后的遗传算法不仅较好地处理了电力系统机组优化组合的各种约束条件, 而且改善了算法的收敛性, 提高了计算速度和精度, 证明了该方法的正确性和有效性.

关键词: 遗传算法; 机组优化组合; 电力系统

中图分类号: TM 73 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-855X(2006)05-0028-06

An Advanced Genetic Algorithm for Optimal Unit Commitment of Power System

LIU Ke-zhen, CHEN Yong, SHU Hong-chun

(Faculty of Electric Power Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650051, China)

Abstract Genetic algorithm (GA) is applied to the calculation of optimal unit commitment in this paper. Based on the theory of GA and the characteristics of unit commitment in power system, a new set of genetic operations is developed. The experimental results demonstrate that not only does the improved GA tackle various constraints very well, but also it has some advantages, such as good convergence, fast calculating speed and high precision. The results also prove the efficacy and correctness of the advanced GA.

Key words genetic algorithm; optimal unit commitment; power system

0 引言

发电机组的优化组合就是在一个调度周期 (24 h) 内, 根据负荷预报, 在满足负荷需求和机组安全、启停限制等约束的条件下, 优化选定各时段参加运行的机组, 决定机组开停时间, 使此周期内的总耗量 (包括运行耗量和启动耗量) 为最小. 它是电力系统经济运行的一个重要组成部分, 合理的机组组合方案能节约大量的燃料费用, 延长机组的使用寿命, 带来巨大的经济效益.

机组组合问题含有大量的 0-1 变量和连续变量, 且有实际电力系统的很多约束条件限制, 是一个复杂的具有混合型变量的组合问题. 曾采用的求解方法有: 优先顺序法、动态规划法、混合整数规划法、拉格朗日松弛法等. 但这些算法往往存在“维数灾”, 难以考虑大量的约束条件, 对目标函数的性态有种种要求等问题, 因此, 都不同程度地对原问题进行了简化, 影响了计算精度, 只能得到局部最优解^[1].

遗传算法是目前广泛研究和应用的模拟自然界生物进化过程的组合优化算法, 通过自然选择、杂交、和变异等遗传操作, 实现了适应值的提高. 遗传算法的优点: 对目标函数性态没有特殊要求, 从理论上来说可以找到全局最优解; 由于是随机优化算法, 可以得到多个可选方案; 方法比较灵活, 可以考虑多种约束; 适合于并行处理^[2].

本文在研究基本遗传算法的基础上, 提出一套适合于发电机组优化组合的改进遗传算法, 提高了收敛速度和精度, 算例表明, 该法是有效的.

收稿日期: 2006-05-16

第一作者简介: 刘可真 (1974~), 女, 硕士. 主要研究方向: 电力系统经济运行、电力市场. E-mail: liukz@sina.com.cn
© 1994-2011 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

1 发电机组优化组合的数学模型^[3 4]

设调度周期为 24 h 将之分为 24 个时段, 系统中机组或等值机组数为 G , 各时段系统总负荷为 P_{D_t} , 则机组优化组合的数学描述如下.

1.1 目标函数

$$\min F(U_{it}, P_{it}) = \sum_{t=1}^{24} \sum_{i=1}^G [U_{it} F_i(P_{it}) + U_{it}(1 - U_{it-1}) S_i] \quad (1)$$

式中: U_{it} 为机组 i 在 t 时段运行状态, 0 表示停机, 1 表示开机; $F_i(P_{it})$ 为发电机组 i 在 t 时段的运行耗量, $F_i(P_{it}) = aP_{it}^2 + bP_{it} + c$; a, b, c 为运行耗量特性参数; P_{it} 为机组 i 在 t 时段的输出功率; S_i 为机组 i 的启动耗量, 它与停机时间 T 的长短有关, $S_i = S_{0i} + S_{1i}(1 - e^{-T/\tau_i})$; S_{0i}, S_{1i}, τ_i 为启动耗量特性参数.

1.2 约束条件

1) 功率平衡约束

$$\sum_{i=1}^G U_{it} P_{it} = P_{D_t} \quad t = 1, 2, \dots, 24 \quad (2)$$

P_{it} 由 t 时段投入运行的发电机组按等耗量微增率原理进行计算, 即满足:

$$\frac{dF_{1t}}{dP_{1t}} = \frac{dF_{2t}}{dP_{2t}} = \dots = \frac{dF_{it}}{dP_{it}} = \lambda \quad t = 1, 2, \dots, 24; i = 1, 2, \dots, G \quad (3)$$

2) 旋转备用约束

按系统总负荷的 $\%0$ 考虑旋转备用容量, $P_{D_t} + P_{R_t} = 1.07P_{D_t}$, 则有

$$\sum_{i=1}^G U_{it} P_{i\max} \geq 1.07P_{D_t} \quad t = 1, 2, \dots, 24 \quad (4)$$

式中 P_{R_t} 为系统旋转备用容量; $P_{i\max}, P_{i\min}$ 为机组发电功率上、下限.

3) 发电机组输出功率的上、下限约束

$$P_{i\min} \leq P_{it} \leq P_{i\max} \quad t = 1, 2, \dots, 24; i = 1, 2, \dots, G \quad (5)$$

4) 最小开机时间和最小停机时间约束

$$\sum_{t=1}^{24} |U_{it} - U_{it-1}| \leq M_i \quad i = 1, 2, \dots, G \quad (6)$$

$$TO_i \geq \underline{TO}_i \quad (7)$$

$$TS_i \geq \underline{TS}_i \quad (8)$$

式中: M_i 为第 i 号机组在计算周期内的允许启停次数; TO_i 为机组的运行时间; \underline{TO}_i 为机组 i 的最短运行时间; TS_i 为机组 i 的停机时间; \underline{TS}_i 为机组 i 的最短停机时间.

2 电力系统机组优化组合的改进遗传算法

2.1 基本遗传算法

遗传算法 (GA) 是建立在自然选择和群体遗传学基础上的搜索方法. 遗传算法中包含了如下五个基本要素: 参数编码、初始群体的设定、适应度函数的设计、遗传操作设计、控制参数设定 (主要是指群体大小和使用遗传操作的概率等). 这五个要素构成了遗传算法的核心内容.

为提高 GA 的收敛速度和改善解的质量, 本文从 GA 的基本原理出发, 针对电力系统机组优化组合的实际特点, 对 GA 的参数编码, 初始群体设定, 适应度函数的设计, 遗传操作设计, 控制参数设定各个要素作了如下处理.

2.2 改进遗传算法

2.2.1 参数编码和初始群体的改进

由于发电机的启停状态只有两种, 可用二进制位来表示其对应状态, 如用整数型“1”表示开机状态,

“0”表示停机状态. 机组组合可用二进制编码. 设组合时段为 T , 发电机组数为 n , 第 I 台机组共有 T 位, 其中第 j 位 ($j = 1, 2, \dots, T$) 表示机组 I 在第 j 时段的开停机状态. 按机组编号顺序排列, 得 n 台机组的二进制编码, 作为群体中的一个个体, 如图 1 所示. 由图 1 可知, 每个个体共有 $T \times n$ 位.

根据群体规模, 随机地生成机组组合的初始解——初始群体, 从此开始遗传算法寻优.

2.2.2 适应度函数的设计

对于每个个体的“开”状态的机组进行最优负荷分配后, 利用适应度函数对个体进行评价. 由于电力系统机组优化组合的目的是求所有机组的总耗量的最小值, 属于有约束的最小化问题, 而 GA 是用于求无约束问题的适应度最大的个体, 故本文通过惩罚方法将该问题转化为无约束的最小化问题:

$$\min F + \sum_{j=1}^{n_c} u_j R_j \quad (9)$$

式中 F 为电力系统机组优化组合的目标函数, 即调度周期内的总燃料耗量; n_c 为越限约束的数目, R_j 为越限约束 j 的越限量, u_j 为第 j 个约束的惩罚系数.

式 (9) 中包括了旋转备用约束, 启停次数约束, 最短连续运行时间和最短停机时间约束. 而功率平衡约束和发电机输出功率的上、下限约束在最优负荷分配中考虑.

将 (9) 的最小化问题转化为最大化问题, 得电力系统机组优化组合的适应度函数为:

$$TF = \frac{F}{F + \sum_{j=1}^{n_c} u_j R_j} \quad (10)$$

式中 K 为比例系数, 它的引入使得可行解的适应度值在 1 左右, 避免计算机在处理过大或过小的数据时出现数值问题. K 与 u_j 的取值应根据所求问题的具体情况选取.

本文提出的生成初始群体的方法中, 为了使初始群体具有多样性, 初始群体中各个个体的每一位是随机产生的, 但导致了这些个体中大多数是既不满足旋转备用约束, 又不满足启停次数约束, 最短连续运行时间和最短停机时间约束不可行解. 对这些不可行解, 本文未采用一般文献所用的硬处理方法即将其适应度置为 0, 因为这样会造成很多个体的适应度为 0, 造成个别可行解在当前解群中适应度比其它部分大许多, 使其生成概率较大, 解群很快被该个体以及与其有相似特征的个体所占据, 导致寻优范围减少, 过早收敛.

本文针对不同的约束, 采用了不同的策略. 首先, 在选取惩罚系数时, 旋转备用约束的惩罚系数较其它三种约束大得多, 这样, 在选择操作中先将大量不满足旋转备用约束的解淘汰掉. 其次, 在启停次数约束, 最短连续运行时间和最短停机时间约束三个约束中, 启停次数约束的惩罚系数又较其它两个约束大一些, 因为如果每台机组的启停次数约束得以满足后, 其它两个约束也自然容易得到满足. 另外, 本文也设计了一套基于机组最短连续运行时间和最短停机时间约束的交叉和变异操作, 将使搜索空间快速集中到可行解的范围内.

2.2.3 遗传操作设计

1) 选择

采用轮盘赌选择, 即与适应度成比例的方法. 根据群体中个体的适应度, 确定个体的选择概率为:

$$P_{si} = \frac{TF_i}{\sum_{i=1}^n TF_i} \quad (11)$$

式中 TF_i 为个体 i 的适应度.

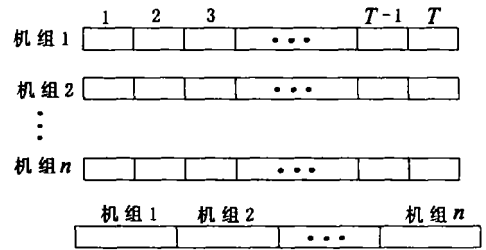


图1 机组组合的二进制编码

Fig.1 The binary representation of unit commitment

根据式 (11) 计算出群体中个体的选择概率后, 进行选择复制并送入配对库中, 使得适应度高的个体有更多的机会繁殖后代。

2) 交叉

采用两点交叉操作, 按一定的交叉概率 P_c 随机选择两个交叉点, 然后将 2 个双亲中由 2 个交叉点围成的基因片段相互交换形成后代, 交叉过程如图 2 所示。

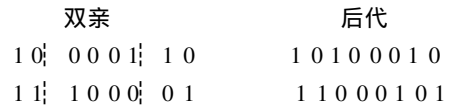


图 2 两点交叉

Fig 2 Two point crossover

3) 变异

传统的变异操作一般是按位进行的, 但对于电力系统机组优化组合问题而言, 由于存在最短开机时间和最短停机时间约束, 按位变异常常会破坏解的可行性, 造成收敛速度慢, 因此本文先对约束条件进行检查的条件下, 根据检查结果, 采用选择式的窗口变异算子。具体操作是, 按变异概率 P_m 随机地选择一个变异点, 判断个体是否满足旋转备用约束、启停次数约束、开机时间和停机时间约束, 根据判断结果选择变异方式:

(1) 若个体满足旋转备用约束且发电机组的功率有一定的冗余, 则说明开机机组数过多或开机时间过长, 会造成总耗量的增加。为减小总耗量, 应尽量减少开机数。则从此变异点开始, 在最短允许停机时间的时间窗口范围内, 将窗口内的内容全部变为 0 如图 3 所示。

(2) 若个体不满足旋转备用约束, 而且启停次数约束, 开机时间或停机时间约束中有任何一个约束条件不满足, 说明个体中开机机组数过少或开机时间过短, 则从此变异点开始, 在最短允许开机时间的时间窗口范围内, 将窗口内的内容全部变为 1。

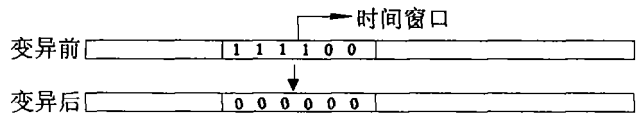


图3 窗口式变异算子

Fig.3 Window mutation operator

(3) 其它情况, 若变异点为 1, 则在最短允许停机时间窗口范围内, 将窗口内的内容全部变为 0; 若变异点为 0, 则在最短允许开机时间窗口范围内, 将窗口内的内容全部变为 1。

4) 保留最优个体并作处理

保留最优个体的具体操作过程是:

找出当前群体中适应度最高的个体和适应度最低的个体。

若当前群体中最优个体的适应度比总的迄今为止的最好个体的适应度还要高, 则以当前群体中的最优个体作为新的迄今为止的最好个体。

用迄今为止的最好个体替换掉当前群体中的最差个体。

找到新的迄今为止的最优个体后对这个最优个体以 0.5 的概率分别作爬山式窗口交叉操作和爬山式基本位变异操作^[5]。

对于新的迄今为止的最优个体, 由于它比较接近于最优解, 此时若再采用窗口式变异操作, 往往会破坏解的可行性。但在启停机的边界点采用基本位变异, 不仅不易破坏解的可行性, 而且往往可以使其向全局最优解靠近, 因而本文采用了爬山式基本位变异操作。

具体操作过程是: 从最优个体基因串的第 1 位开始, 一直到最后一位为止, 每一位均以 0.5 的概率将变异点的内容由 1 0 由 0 1。

在以上操作过程中, 每次基因串发生变化后都要与改变前相比较, 如改变后的个体更优则用改变后的个体替代原来的个体, 否则保留原来的个体。

2.2.4 收敛判据的改进

传统的 GA 仅以最大遗传代数作为终止进化的准则, 势必会使最优解在早于最大遗传代数之前出现的情形时, 浪费时间。因此, 本文以最优个体最少保留代数与最大遗传代数相结合作为终止进化的判据, 这就避免了单因素控制准则的缺陷。

2.2.5 控制参数设定

综合考虑多方面的因素,在本文中群体规模 PopSize 取为 100 交叉概率 P_c 为 0.6 变异概率 P_m 为 0.001

3 算例分析

按照上述方法,用 C++ Builder 编制了火电力系统机组优化组合的改进遗传算法程序.为验证所提方法的正确性与有效性,对文献 [6] 介绍的 10 机系统进行了计算.另外,还与文献 [5~8] 介绍的方法进行了比较,最优组合结果见表 1、表 2 和表 3

由于遗传算法是随机优化算法,所得最终结果也具有一定的随机性,为评价最终解的质量,需多次优化计算后观察其统计结果.采用改进遗传算法对上述算例进行了 50 次优化计算,最终解的分布情况见图 4.由统计结果表明,最小总耗量为 78 965.78,最大总耗量为 79 211.52,平均

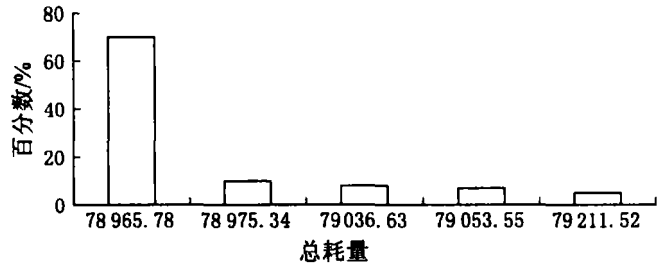


图4 改进遗传算法最终总耗量分布图

Fig.4 Distribution diagram of total consumption for advanced GA solutions

总耗量为 79 048.56 最终解以 70% 以上的概率获得总耗量最小方案.

表 1 机组优化组合结果 (总耗量 78965.78)

Tab 1 Optimal unit commitment result (total consumption 78965.78)

时段	机组 1	机组 2	机组 3	机组 4	机组 5	机组 6	机组 7	机组 8	机组 9	机组 10
1	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1
2	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1
3	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1
4	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1
5	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1
6	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1
7	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1
8	0	0	0	0	1	0	1	1	1	1
9	0	0	0	0	1	0	1	1	1	1
10	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1
11	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1
12	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1
13	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1
14	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1
15	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1
16	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1
17	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1
18	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1
19	0	0	0	0	1	0	1	1	1	1
20	0	0	0	0	1	0	1	1	1	1
21	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1
22	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1
23	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1
24	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1

表 2 各时段耗量 (总耗量 78965.78)

Tab 2 Consumption of each time (total consumption 78965.78)

t	1	2	3	4	5	6
$\sum F_i(P_{it})$	4 189.1	4 140.6	4 044.2	3 948.6	3 807.0	3 877.6
S_i	0	0	0	0	0	0
t	7	8	9	10	11	12
$\sum F_i(P_{it})$	3 756.8	3 468.2	3 022.1	2 792.3	2 588.8	2 327.4
S_i	0	0	0	0	0	0
t	13	14	15	16	17	18
$\sum F_i(P_{it})$	2 327.4	2 242.8	2 201.0	2 242.8	2 456.7	2 723.8
S_i	0	0	0	0	0	0
t	19	20	21	22	23	24
$\sum F_i(P_{it})$	3 137.2	3 468.2	3 756.8	3 949.3	4 069.8	4 170.1
S_i	101.1	0	155.8	0	0	0

表 3 各优化方法的结果比较

Tab 3 The comparison of results using different methods

优化方法	总耗量
拉格朗日松弛法 ^[7]	80766.0
启发式遗传算法 ^[6]	79807.0
启发式动态规划法 ^[5]	79349.6
系统进化算法 ^[8]	79043
改进遗传算法 ^[5]	78988.8
本文的改进遗传算法	78965.8

4 结 论

本文的改进遗传算法能够在繁多而复杂的约束条件下, 避开局部最小点, 找到近乎全局最优解, 充分显示了本文算法在全局寻优方面的良好性能, 证明了该法的正确性和有效性。

当研究的系统发电机组较多, 特别是调度周期内时段的细化要求日益提高, 会导致算法中每个个体染色体的规模增大, 而采用本文的改进遗传算法 GA, 会大大提高计算速度和收敛精度。

参考文献:

- [1] 陈皓勇, 王锡凡. 机组组合问题的优化方法综述 [J]. 电力系统自动化, 1999, 23(4): 51-55
- [2] 陈皓勇, 王锡凡. 机组组合问题的优化方法综述 [J]. 电力系统自动化, 1999, 23(5): 51-56
- [3] 文劲宇, 刘沛, 程时杰. 遗传算法及其在电力系统中的应用 (上) (下) [J]. 电力系统自动化, 1996, 20(10): 57-60
- [4] 文劲宇, 刘沛, 程时杰. 遗传算法及其在电力系统中的应用 (上) (下) [J]. 电力系统自动化, 1996, 20(11): 60-65
- [5] 骆济寿, 张川. 电力系统优化运行 [M]. 武汉: 华中理工大学出版社, 1990: 101-103
- [6] 强金龙, 于尔铿. 电力系统经济调度 [M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 1993: 99-102
- [7] 魏萍, 李乃湖, 武寒, 等. 基于遗传算法的电力系统日有功优化调度 [J]. 电力系统自动化, 1999, 23(10): 23-27
- [8] 蔡超豪等. 机组优化组合的遗传算法 [J]. 电网技术, 1997, 21(1): 44-47
- [9] 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): 11-15
- [10] 陈皓勇, 张靠社, 王锡凡. 电力系统机组组合问题的系统进化算法 [J]. 中国电机工程学报, 1999, 19(12): 9-13