

文章编号: 1001-0920(2007)02-0230-03

## 基于改进遗传算法的电力系统经济负荷分配

何大阔, 王福利, 毛志忠

(东北大学 a. 教育部暨辽宁省流程工业综合自动化重点实验室, b. 信息科学与工程学院, 沈阳 110004)

**摘 要:** 针对电力系统经济负荷分配问题, 分析了遗传算法与传统数学优化方法的不同优势与特性, 提出一种求解电力系统经济负荷分配问题的改进遗传算法. 利用极大熵理论将经济负荷分配问题转化为可微问题, 将 BFGS 法引入遗传算法, 提出了 BFGS 算子, 以提高遗传算法的寻优速度与局部搜索能力. 同时, 应用单纯形交叉算子将种群逐步向最优点进行引导, 实现算法的快速寻优. 实例研究结果验证了所提出方法的有效性.

**关键词:** 经济负荷分配; 遗传算法; 极大熵; BFGS 算子; 单纯形交叉算子

**中图分类号:** TP13

**文献标识码:** A

## Economic dispatch of power systems based on an improved genetic algorithm

HE Da-kuo, WANG Fu-li, MAO Zhi-zhong

(a. Key Laboratory of Process Industry Automation of Ministry of Education, b. School of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110004, China. Correspondent: HE Da-kuo, E-mail: hedakuo@mail.sy.ln.cn)

**Abstract:** According to economic dispatch (ED) problem of power systems, the different advantage and characteristics of conventional optimization method and genetic algorithm are analyzed. An improved genetic algorithm is proposed to solve ED problem of power systems. ED problem is approximated by a differentiable one using a maximum entropy method. BFGS operator is presented to improve the searching speed and the local searching capability of genetic algorithm. At the same time, simplex crossover operator is applied to lead the population to the global optimum and accelerate the searching process. The case study proves the validity of this algorithm.

**Key words:** Economic dispatch; Genetic algorithm; Maximum entropy; BFGS operator; Simplex crossover operator

### 1 引言

经济负荷分配 (ED) 问题是电力系统规划和运行调度中一类典型的优化问题. 其目的是在满足负荷和运行约束的条件下, 实现发电成本最小化, 对于提高系统运行的经济性和可靠性都具有重要的意义.

由于火电机组阀点效应<sup>[1]</sup>导致耗量特性非线性、不可导, 使 ED 问题较为复杂. 二次规划法<sup>[2]</sup>、动态规划法<sup>[3]</sup>等传统数学优化方法在解决 ED 问题时都面临困难. 传统数学优化方法存在的问题为人工智能方法的应用提供了契机, 进化规划<sup>[4]</sup>、混沌优化<sup>[5]</sup>、粒子群算法<sup>[6,7]</sup>等方法都在求解 ED 问题上取得了较好的结果.

遗传算法的并行全局搜索性能和对问题较强的

适应性, 使其成功地应用于包括 ED 问题在内的各类优化问题<sup>[8-10]</sup>. 本文通过对遗传算法与传统数学优化方法和 ED 问题的分析, 通过极大熵函数法将传统数学优化方法与遗传算法相结合, 提出了一种针对 ED 问题的改进遗传算法 (CGA).

### 2 电力系统经济负荷分配问题

ED 问题的目标函数为

$$\min F = \min \left\{ \sum_{i=1}^{N_p} F_i(P_i) \right\}. \quad (1)$$

式中:  $F$  为系统总发电费用,  $N_p$  为系统内发电机总数,  $P_i$  为第  $i$  台发电机有功功率,  $F_i(P_i)$  为第  $i$  台发电机耗量特性.

考虑阀点效应的耗量特性,  $F_i(P_i)$  可表示为

$$F_i(P_i) = a_i P_i^2 + b_i P_i + c_i +$$

收稿日期: 2005-12-05; 修回日期: 2006-02-26.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (60674063, 60374003); 国家 973 子课题项目 (2002CB312200).

作者简介: 何大阔 (1975 - ), 男, 沈阳人, 副教授, 博士, 从事过程建模及优化理论与应用的研究; 王福利 (1957 - ), 男, 辽宁辽阳人, 教授, 博士生导师, 从事复杂工业过程建模、优化等研究.

$$| e_i \sin(f_i(P_{i\min} - P_i)) |, \tag{2}$$

式中:  $a_i, b_i, c_i, e_i, f_i$  为参数;  $P_{i\min}$  为第  $i$  台发电机有功功率下限.

发电机运行约束为

$$P_{i\min} \leq P_i \leq P_{i\max}, \tag{3}$$

式中  $P_{i\max}$  为发电机有功功率上限.

电力平衡约束为

$$\sum_{i=1}^{N_P} P_i = P_D + P_{\text{loss}}, \tag{4}$$

式中:  $P_{\text{loss}}$  为系统总网损,  $P_D$  为系统总负荷.

3 遗传算法与传统方法的结合

遗传算法种群对种群的多点寻优方式使它较传统数学优化方法更易找到全局最优解,但对于一些问题存在收敛速度较慢、难以找到精确解的情况.传统数学优化方法在寻优速度和精度上较遗传算法优越,但对目标函数有特殊要求并且对初始点有较强的依赖性.从遗传算法与传统数学优化方法的优缺点和特性考虑,传统数学优化方法与遗传算法相结合具有扬长避短、优势互补的理论基础.要将传统数学优化方法与遗传算法相结合,首先必须对问题的目标函数进行处理,使它满足传统数学优化方法的要求.

3.1 极大熵函数法

对于目标函数(2)的ED问题,可将目标函数改写为如下形式:

$$\begin{aligned} \min \sum_{i=1}^{N_P} \{ & a_i P_i^2 + b_i P_i + c_i + \\ & | e_i \sin(f_i(P_{i\min} - P_i)) | \} = \\ \min \sum_{i=1}^{N_P} \{ & a_i P_i^2 + b_i P_i + c_i + \\ & \max\{ e_i \sin(f_i(P_{i\min} - P_i)), \\ & - e_i \sin(f_i(P_{i\min} - P_i)) \} \}. \end{aligned}$$

设  $\varphi(x) = e_i \sin(f_i(P_{i\min} - x))$ , 则有  $\max \Psi(x) = \{ \varphi(x), -\varphi(x) \}$ . (5)

根据Lagrange乘子法与极大熵理论<sup>[11,12]</sup>,可得如下函数:

$$L_C(x) = \frac{1}{C} \ln[e^{C\varphi(x)} + e^{-C\varphi(x)}]. \tag{6}$$

定理 1<sup>[11,12]</sup> 当  $C \rightarrow +\infty$  时,  $L_C(x)$  一致收敛于  $\Psi(x)$ , 并且对任意  $x \in R^n$ ,  $L_C(x)$  与  $\Psi(x)$  间均有下列不等式关系:

$$0 \leq L_C(x) - \Psi(x) \leq \frac{1}{C} \ln m, \tag{7}$$

式中  $m$  为分量函数的个数.

由定理 1 可知,通过极大熵函数理论,式(5)可由式(6)近似,这样就将式(2)的目标函数不可导

ED问题近似化为一个可导问题,从而取得传统数学优化方法的应用基础.同时,由定理 1,近似函数  $L_C(x)$  较原函数  $\Psi(x)$  要大,即  $L_C(x)$  是由正方向近似  $\Psi(x)$ , 于是,对于求极小的ED问题而言,近似后的函数最优值不会出现较原函数更优的病态解.

严格地讲,当  $C$  不够大时,由近似函数求得的最优值并非原函数的最优值,但本文应用传统数学优化方法是要发挥其快速性与局部搜索能力,只要能搜索到局部极值点附近次局部极值点即可,这也为控制过早收敛提供了有利条件.同时,所应用的传统数学优化方法只用来搜索局部最优个体,整体算法使用遗传算法的惩罚策略评价函数,并不将近似函数值作为评价函数值,所以,近似函数值的近似性不会对整体算法造成不良影响.

3.2 BFGS 算子

通过极大熵函数近似,结合处理约束的Lagrange乘子法可将原ED问题转化为可导无约束优化问题.变尺度法是求解无约束最优化问题的有效算法之一,它不要求二阶Hesse矩阵,只利用一阶导数来构造二阶信息的近似矩阵,从而使该算法有较好的收敛性质.

本文选择变尺度法中的BFGS法,对于如  $\min f(x)$  的问题,算法可描述为由  $B^k d^k = -\nabla f(x^k)$  得到搜索方向  $d^k$ , 然后沿  $d^k$  方向进行一维搜索,利用下式修正  $B^k$ , 从而迭代寻优:

$$\begin{aligned} B_{k+1} &= B_k - \frac{B_k S_k (S_k)^T B_k}{(S_k)^T B_k S_k} + \frac{y_k (y_k)^T}{(y_k)^T S_k}, \\ S_k &= x_{k+1} - x_k, y_k = \nabla f(x_{k+1}) - \nabla f(x_k). \end{aligned} \tag{8}$$

将BFGS法作为与选择、交叉、变异平行的一个算子加入到遗传算法中,以一定比例产生BFGS算子个体进入子代.

4 遗传算法的实现

4.1 单纯形交叉算子

单纯形搜索法对于  $N$  维问题采用对  $N+1$  个初始点为顶点组成的单纯形进行计算,通过改良单纯形较劣顶点进行搜索并逐步逼近最优解.可见,单纯形搜索法是将单纯形中各顶点的信息加以交流来迭代寻优,这与遗传算法的交叉算子交叉父代信息极为类似.由于单纯形搜索法具有方向性,寻优速度较快.

基于此将单纯形搜索的思想引入遗传算法构成单纯形交叉算子,以改善遗传算法的收敛性能.由于BFGS算子产生的个体即是不同初始点得到的局部极值点,这样,在种群中始终存在一定数量的局部极值点,如何处理这些局部极值点对于整体算法非常重要.利用单纯形交叉算子顶点随机选取和改进

劣点的特性,可在一定程度上克服陷入局部极值的问题,同时又可以起到加速寻优的目的.

4.2 变异算子

变异算子对提高算法的全局收敛性能较为重要.本文采用非均匀变异算子,即若对个体  $P^i$  中的元素  $P_i^i$  进行变异,则变异后的元素  $P_i^{mut}$  为

$$P_i^{mut} = \begin{cases} P_i^i + \Delta(t, P_{i\max} - P_i^i), r > 0.5; \\ P_i^i - \Delta(t, P_i^i - P_{i\min}), r < 0.5. \end{cases}$$
$$\Delta(t, y) = y(1 - \xi^{(1 - v_{gen})^b}).$$

式中:gen 为最大代数,  $b$  为决定非均匀度的系统参数,  $\xi$  为  $[0, 1]$  上的均匀分布随机数,  $\Delta(t, y)$  为区间  $[0, y]$  的一个值.

5 实例研究

为检验本文改进遗传算法求解 ED 问题的性能,以文献[4]的 13 机电力系统为例展开实例研究.应用本文算法进行求解,计算结果与文献[6]结果进行比较,结果如表 1 所示.种群规模为 30,交叉概率为 0.88,变异概率为 0.08,选择、交叉、BFGS、变异算子的子代比例为 1 1 2 2,  $b$  取 2,  $C$  取 1,终止代数为 100.对约束采用如下惩罚函数形式:

$$p(x) = \begin{cases} 0, & x \text{ is feasible;} \\ \text{fun} \times g_{\max}, & \text{otherwise.} \end{cases}$$
$$g_{\max} = \max\{0, g_i(x), |h_i(x)|\}.$$

式中:fun 为当前个体惩罚前的适应值,  $g_i(x)$  为不等式约束,  $h_i(x)$  为等式约束.

表 1 计算结果比较

| 有功功率<br>/ MW | 文献[6] 结果  |           | CGA       |           |
|--------------|-----------|-----------|-----------|-----------|
|              | 次优解       | 最优解       | 次优解       | 最优解       |
| $P_1$        | 628.32    | 628.12    | 538.61    | 628.21    |
| $P_2$        | 298.77    | 297.99    | 224.48    | 223.94    |
| $P_3$        | 224.25    | 224.19    | 149.68    | 149.30    |
| $P_4$        | 60.00     | 60.00     | 109.93    | 109.71    |
| $P_5$        | 60.00     | 60.00     | 109.93    | 109.71    |
| $P_6$        | 109.85    | 60.00     | 109.93    | 109.71    |
| $P_7$        | 60.00     | 109.83    | 109.93    | 109.71    |
| $P_8$        | 60.00     | 109.87    | 109.93    | 60.00     |
| $P_9$        | 108.81    | 60.00     | 109.93    | 109.71    |
| $P_{10}$     | 40.00     | 40.00     | 40.06     | 40.00     |
| $P_{11}$     | 40.00     | 40.00     | 77.49     | 40.00     |
| $P_{12}$     | 55.00     | 55.00     | 55.06     | 55.00     |
| $P_{13}$     | 55.00     | 55.00     | 55.06     | 55.00     |
| 总费用 / \$     | 17 973.97 | 17 973.34 | 17 969.70 | 17 964.82 |

文献[4]采用多种改进进化规划法得到最优值为 17 994.07,文献[6,7]采用改进 PSO 法分别得到

最优值为 17 973.34 和 17 969.93,而本文得到的最优值 17 964.82 更为优良.

将本文的改进遗传算法独立计算 100 次,终止代数取 100,最优结果分布与文献[4,6]结果进行比较,结果如表 2 所示.文献[4,6]中种群规模为 30,终止代数分别为 300 和 100.

表 2 最优结果分布比较

| 算法      | 最优结果分布 / \$ |                 |                 |                 |          |
|---------|-------------|-----------------|-----------------|-----------------|----------|
|         | > 18 200    | 18 150 ~ 18 100 | 18 100 ~ 18 050 | 18 050 ~ 18 000 | < 18 000 |
| IEEP/ % | 38          | 26              | 22              | 12              | 2        |
| PSO/ %  | 39          | 22              | 18              | 19              | 2        |
| EPSO/ % | 18          | 24              | 43              | 7               | 8        |
| CGA/ %  | 0           | 0               | 1               | 10              | 89       |

由表 2 可以看出,本文的改进遗传算法在 100 次计算中,89 % 的最优值收敛在 18 000 以下,其余 11 % 也小于 18 100,可见其最优结果分布明显优于其他算法,显示了良好的收敛性能.

6 结 语

针对考虑阀点效应的 ED 问题,通过极大熵函数理论将 ED 问题近似转化为可导问题,将传统数学优化方法与遗传算法相结合,提出 BFGS 算子,从而充分发挥遗传算法的全局搜索和传统数学优化方法的快速性与局部搜索性能.同时,采用单纯形交叉算子,将种群逐步向最优点进行引导,加速寻优过程.非均匀变异算子随代数而变化,以产生更多性状为算法的全局收敛性提供保障.实例研究进一步验证了本文提出的改进遗传算法能够较好地解决 ED 问题.

参考文献(References)

[1] David C Walters, Gerald B Sheble. Genetic algorithm solution of economic dispatch with valve point loading [J]. IEEE Trans on Power System, 1993,8(3): 1325-1332.

[2] Fan J Y, Zhang L. Real-time economic dispatch with line flow and emission constrains using quadratic programming[J]. IEEE Trans on Power System, 1998, 13(2): 320-325.

[3] Liang Z X, Glover D. A zoom feature for a dynamic programming solution to economic dispatch including transmission losses[J]. IEEE Trans on Power System, 1992, 7(2): 544-550.

[4] Nidul Sinha, Chakrabarti R, Chattopadhyay P K. Evolutionary programming techniques for economic load dispatch[J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2003, 7(1): 83-94.

(下转第 237 页)

子任务都是一个较小的 MDP 或 SMDP 问题,多个子任务同步学习,学习速度明显加快.在学习初期,即使在失败的场景中,只要子任务成功完成,就可以获得正的立即回报值,从而在一定程度上缓解了传统再励学习中初期回报值稀少的问题.

在仿真问题中,如果改变目标点  $T$  的位置, Peng's  $Q$  方法中所有的  $Q$  值都需要进行重新学习.而本文方法仅有 2 个  $\text{reduMDP}()$  问题需要更新  $Q$  值,其他 4 个转换 MDP 问题则不需要重新学习.这些子问题可以在  $T$  不同的问题之间直接共享.

由于本文方法只需事先确定状态空间的维度划分,转换 MDP 问题可以在学习的过程中检测出来.因此,在对先验知识的依赖程度上,要优于其他递阶再励学习方法.

本文方法只能得到近似最优的策略.从全局看,因为在执行子问题过程中,内部策略只是局部最优的,这样得到的整体策略将是递归最优<sup>[6]</sup>的.但是,在满足条件(“在第  $i$  层转换 MDP 问题成功执行时,所有可能目标状态的第  $i+1$  层元素取值唯一”对所有转换 MDP 问题和所有  $i$  成立.)时,本文方法可以得到全局最优解策略(递阶最优策略<sup>[6]</sup>).

参考文献(References)

[1] Barto A G, Mahadevan S. Recent advances in hierarchical reinforcement learning[J]. Discrete Event Dynamic Systems: Theory and Applications, 2003, 13(4): 41-77.

[2] Sutton R, Precup D, Singh S. Between MDPs and Semi-MDPs: A framework for temporal abstraction in reinforcement learning[J]. Artificial Intelligence, 1999, 112(1):181-211.

[3] Precup D. Temporal abstraction in reinforcement learning[D]. Amherst: University of Massachusetts, 2000.

[4] Parr R. Hierarchical control and learning for Markov decision proc [D]. Berkeley: University of California, 1998.

[5] Parr R, Russell S. Reinforcement learning with hierarchies of machines [C]. Advances in Neural Information Processing Systems: Proc of the 1997 Conf. Cambridge: MIT Press, 1998:1043-1049.

[6] Dietterich T G. Hierarchical reinforcement learning with the MAXQ value function decomposition [J]. J of Articial Intelligence Research, 2000, 13(2):227-232.

(上接第 232 页)

[5] 唐巍,李殿璞.电力系统经济负荷分配的混沌优化方法[J].中国电机工程学报,2000,20(10):36-40.  
(Tang W, Li D P. Chaotic optimization for economic dispatch of power systems[J]. Proc of the CSEE, 2000, 20(10): 36-40.)

[6] 侯云鹤,鲁丽娟,熊信良,等.改进粒子群算法及其在电力系统经济负荷分配中的应用[J].中国电机工程学报,2004,24(7):95-100.  
(Hou Y H, Lu L J, Xiong X L, et al. Enhanced particle swarm optimization algorithm and its application on economic dispatch of power systems[J]. Proc of the CSEE, 2004, 24(7): 95-100.)

[7] Aruldos Albert Victoire T, Ebenezer Jeyakumar A. Hybrid PSO-SQP for economic dispatch with valve-point effect[J]. Electric Power System Research, 2004, 71(1): 51-59.

[8] Hansen J V. Genetic search methods in air traffic control[J]. Computers and Operations Research, 2004, 31(3): 445-459.

[9] Saleh H A, Chelouah, R. The design of the global navigation satellite system surveying networks using genetic algorithms [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2004, 17(1): 111-122.

[10] Baskar S, Subbaraj P, Rao M V C. Hybrid real coded genetic algorithm solution to economic dispatch problem[J]. Computers and Electrical Engineering, 2003, 29(3): 407-419.

[11] 唐焕文,张立卫,王雪华.一类约束不可微优化问题的极大嫡方法[J].计算数学,1993,15(3):268-275.  
(Tang H W, Zhang L W, Wang X H. A maximum entropy method for a sort of constrained nondifferentiable optimization problems [J]. Calculate Mathematics, 1993, 15(3): 268-275.)

[12] 李兴斯.一类不可微优化问题的有效解法[J].中国科学(A辑),1994,24(4):371-377.  
(Li X S. A effective method for a sort of nondifferentiable optimization problems [J]. Science China(Series A), 1994, 24(4): 371-377.)