

一种改进的遗传多目标优化算法及其应用

赵亮, 睢刚, 吕剑虹

(东南大学能源与环境学院, 江苏省南京市 210096)

An Improved Genetic Algorithm in Multi-objective Optimization and Its Application

ZHAO Liang, JU Gang, LÜ Jian-hong

(School of Energy and Environment, Southeast University, Nanjing 210096, Jiangsu Province, China)

ABSTRACT: To tackle the multi-objective and multi-restriction optimization problems, both non-dominated ranking method and elitist preserve strategy were integrated into the conventional niche approaches for the improvement of individual adaptive function based wash out rule. As a result, an advanced Pareto multi-objective optimization with genetic algorithm was developed based on a novel vector module adaptive function. With the minimization of two duality functions, the proposed method is shown to be able to avoid the local convergence and achieve optimal solutions with more uniform distribution. Furthermore, this algorithm was applied to the PID controller parameters tuning in the boil superheated steam temperature cascade control system. The simulation results show that the improved multi-objective genetic algorithm (GA) optimization can obtain different optimal controller parameters with respect to the corresponding performance targets. And the proposed method is demonstrated to be competent even in the presence of plant dynamics deviation.

KEY WORDS: genetic algorithm; multi-objective optimization; non-dominated ranking; elitist preserve; niche approach; proportional-integral-differential parameters tuning

摘要: 为解决含多个目标和多约束的优化问题, 文中结合非支配排序思想、精英保留策略、小生境技术, 并对传统的小生境技术中基于个体适应度的淘汰技术进行改进, 提出以一种向量模适应度函数作为淘汰准则, 从而得到一种改进的 Pareto 遗传多目标优化算法。通过最小化两个多元目标函数, 验证了该算法能够获得更加均匀分布的 Pareto 前沿, 避免了局部收敛的问题。在此基础上, 将改进多目标优化算法用于 PID 控制器参数整定, 以锅炉过热汽温串级控制系统为例进行了仿真研究。结果表明, 改进的遗传多目标优化算法可以获得多组对应不同性能指标的控制参数, 并在对象特性发生变化的情况下, 仍能获得较好的控制效果。

基金项目: 国家 863 高技术基金项目(2006AA05A107)。

The National High Technology Research and Development of China(863 Programme) (2006AA05A107).

关键词: 遗传算法; 多目标优化; 非支配排序; 精英保留; 小生境技术; PID 参数整定

0 引言

多目标优化即解决工程应用中含有多个目标和多约束的优化问题。传统的解决多目标优化问题, 通常是依据某效用函数将多目标转化成各单目标的加权和, 然后用单目标优化的方法来进行求解。但大多数情况下不同性质的目标之间单位不一致, 在优化之前各目标权重分配的效用函数难以确知, 权重系数分配带有很大的主观随机性。这种转化为单目标的思想违背了多目标优化的初衷, 或者说不是真正意义上的多目标优化。此外, 在工程实际中, 有时需要提供多个解以便决策者做出合理的最终选择。因此, 对多目标优化问题需要一种方便可行同时能够满足实际要求的优化算法。遗传算法作为一种高度并行随机全局搜索方法, 通过代表整个解集的种群进化, 以内在并行的方式搜索多个非劣解, 决策者可以在多个解中选择决策方案。自1985年进化算法首次应用于多目标优化以后, 这一领域的研究不断发展, 许多学者在遗传操作和多目标优化方法两个方面进行了有益的探索, 提出了各种改进的遗传多目标优化算法。文献[1]采用一种并行遗传算法用于在三维空间为机器人规划一个最优的路径。文献[2]采用子种群协同进化方法提高寻找最有解集的效率。文献[3]提出了以多种群变异为基础的改进算法, 以解决遗传寻优速度慢和存在封闭竞争的问题。此外, 还有 Pareto 微分进化算法^[4]、向量评价微分遗传算法^[5]、Pareto 存档进化策略^[6]、并行单前沿遗传算法^[7]等一些改进算法。虽然这些方法在某种程度上都是有效的, 但均有其局限性和不足。如文献[2]

的方法存在多种群共同搜索使得搜索效率降低，文献[3]的方法增加了遗传操作的复杂程度等。

用遗传算法求解多目标优化问题中出现的特殊情况，也是十分重要的一个环节，就是如何根据多个目标来确定个体的适应值。本文在分析和总结了现有的一些主要的遗传多目标优化算法的基础上，将非支配排序的群体分级机制、精英保留策略和改进的小生境技术相结合，得到一种改进的 Pareto 遗传多目标优化算法，能够获得均匀的 Pareto 前沿面。同时，将改进算法用于锅炉过热汽温串级控制系统 PID 参数整定，研究表明本文提出的方法能够获得多组较好的整定结果，算法可行有效。

1 改进的PARETO遗传多目标优化算法

1.1 多目标优化问题的数学描述

以在一组约束条件下，最小化多目标问题为例，多目标优化问题可以描述为下面的形式：

$$\min y = \{y_1 = f_1(x), y_2 = f_2(x), \dots, y_q = f_q(x)\} \quad (1)$$

$$\text{s.t. } g_i(x) \leq 0, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (2)$$

式中： $x \in R^n$ 为带有 n 个决策变量的向量，组成决策空间； $y \in R^q$ 为带有 q 个目标函数的向量，组成目标空间； $g_i(x)$ 为 m 个不等式约束函数，由它们形成了可行解区域^[8]。

在有多个目标时，由于存在目标之间冲突和无法比较的现象，一个解在某个目标上是最好的，在其他目标上可能是最差的。这些在改进任何目标函数的同时，必然会削弱至少一个其他目标函数的解，称为非支配解或 Pareto 最优解。一组目标函数最优解的集合，称为 Pareto 最优集。最优集在空间上形成的曲面称为 Pareto 前沿面。

1.2 非支配排序的群体分级机制

进化寻优过程中，目标函数值有些是非支配的，有些是受支配的，即存在在各个目标上都优于它的解。而受支配的解又有强支配和弱支配，也就是支配它的解的个数的多少。如何给相同支配程度的解对应的个体分配适应度，使非支配个体继续进化下去，并且使受支配的个体逐渐向 Pareto 前沿面靠近，是多目标优化的关键问题。文献[9]提出了一种 (non-dominated sorting in genetic algorithm, NSGA) 算法，对种群中的个体进行非支配排序。首先在目标空间中，根据受支配程度对目标函数值进行非支配排序，划分为若干等级，即对非支配解标记顺序为1，然后从目标空间中移出，在余下的目标值中再寻找非支

支配解并将其标记为顺序2，依次类推，直到所有目标函数值都完成排序。排序越靠前的目标值，对应的个体非支配程度越强，支配它的个体越少，应当使其继续进化下去。根据排序的序号，给每一个等级的个体分配一个适应度值，具有相同排序的非支配解分配相同的适应度值，使其获得相同的复制概率，并且序号小的个体，说明支配它的其他个体少，应当获得较高的适应度值以便有更高的概率复制。适应度值可按式(3)^[10]产生：

$$F_{\text{in}}V(i) = 2 - s_p + 2 \times (s_p - 1) \times \frac{i-1}{M-1} \quad (3)$$

式中： s_p 表示选择压差，一般为[1,2]之间； i 为个体在排序种群中的位置； $F_{\text{in}}V(i)$ 表示 i 位置上个体的适应度值； M 为种群中个体的数量(目标空间排序的同时，决策空间中的原始种群也进行相应的排序，以保证与目标函数值对应)。这种分配函数保证了一定的选择压力。由于这个适应度值仅为根据排序序号获得的，定义为虚拟适应度值。

1.3 最优个体的精英保留策略

由于遗传进化的随机因素，每一代进化获得的优良个体，在进入下一代进化的过程中有可能丢失，使得算法寻找最优解的效率降低。因此，有必要对每一代获得的一些优良个体进行保护，使其能够继续进化下去^[11-13]。文献[11]提出的NSGA-II算法将父代与子代群体结合，运用两个新算子非劣解系列和密集比较算子来进行选择确定新子代。为简化计算和提高遗传操作效率，本文基于父代与子代群体结合的思想，根据1.2节中的非支配排序的结果，对排序靠前的 N 个个体，非支配程度较强，认为是较为优良的个体，采用精英保留策略，作为优秀的非支配解，保存在一个外部存储空间中。然后将排序后的群体进行新一轮遗传操作，产生的新种群与外部存储空间中的 N 个优秀个体结合，作为下一步遗传操作的新群体。其中优良个体个数 N 的选择，会影响算法寻优的效率。 N 太大，会使搜索速度变慢； N 太小，有可能又会丢失优良个体。因此， N 应该根据种群的大小，进行适当选择。

1.4 改进的小生境淘汰技术

小生境技术是遗传算法中避免局部收敛和早熟，维持种群多样性的一种有效的方法^[14-15]。在多目标优化中，采用小生境技术，可以获得分布均匀的 Pareto 前沿面。传统小生境技术的思想是当两个个体距离很近，小于某一个规定值时，根据个体适

应度值，对适应度低的个体处以一个惩罚函数，使其在下一轮进化中淘汰，避免进化过程中陷入局部收敛。从1.2节中的非支配排序和分配虚拟适应度值的过程可以看出，具有同一排序的非支配个体，其适应度值是相同的，无法按照传统的小生境技术根据适应度值的大小来淘汰个体。因此，本文采用一种向量模适应度函数作为淘汰准则，把目标空间中的目标函数值，看作 n 维空间中的向量，以向量的模(即与原点的欧式距离)作为个体的适应度函数值

$$F_{it}(\mathbf{Y}_i) = \|\bar{\mathbf{f}}_i\| = \sqrt{f_{i1}^2(x) + f_{i2}^2(x) + \dots + f_{iq}^2(x)} \quad (4)$$

式中： i 表示目标空间中的第 i 个目标。对于求最小化问题，目标向量的各分量越小越好，相应的向量模适应度函数值越小越好。在同一排序的个体中，若两个个体间距离小于某一规定值时，就比较两个个体的向量模适应度函数值，对于向量模适应度函数值较大的个体处以惩罚函数，在下一轮进化中淘汰。

1.5 算法流程图

根据改进的Pareto遗传多目标优化算法，确定该算法的流程如图 1 所示。图中， g_{max} 为遗传算法的最大进化代数。小生境淘汰运算中，个体之间的距离采用式(5)^[16]计算：

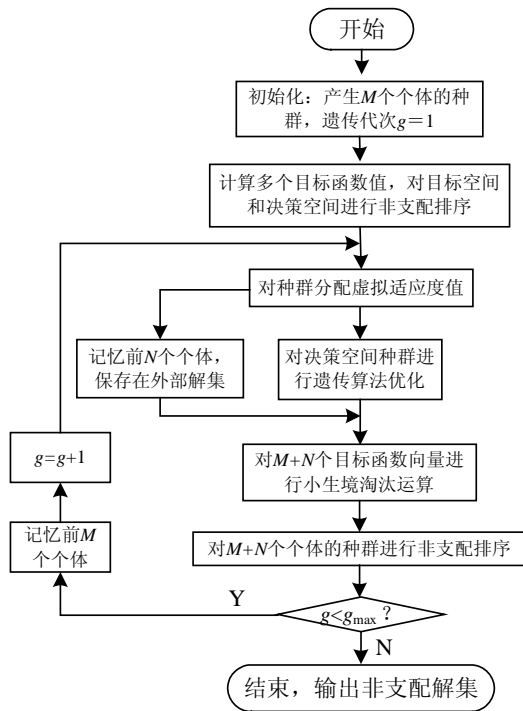


图 1 改进 Pareto 遗传多目标优化算法流程图

Fig. 1 Flow chart of the improved Pareto multi-objective optimization based on genetic algorithm

$$\|\mathbf{M}_i - \mathbf{M}_j\| = \sqrt{\sum_{n=1}^q [f_{in}(x) - f_{jn}(x)]^2}$$

$$(i = 1, 2, \dots, M + N - 1, \quad j = i + 1, \dots, M + N) \quad (5)$$

式中： \mathbf{M}_i 、 \mathbf{M}_j 分别为种群中第 i 个和第 j 个个体对应的目标向量。当 $\|\mathbf{M}_i - \mathbf{M}_j\| < L$ 时，说明两个个体对应的目标函数值靠的很近， L 为小生境之间的距离参数。

1.6 算法验证

为了验证改进的 Pareto 遗传多目标优化算法的可行性，本文以在给定的决策空间中最小化两个多元目标函数为算例，分别采用 NSGA 算法、基于非支配排序的均匀权重和方法、改进的 Pareto 遗传多目标优化算法进行求解，并对结果进行比较。算例如式(6)描述：

$$\begin{cases} \min f_1 = x_1^2 / 4 + x_2^2 / 4 \\ \min f_2 = x_1(1 - x_2) + 10 \\ \text{s.t. } 1 \leq x_1 \leq 4, \quad 1 \leq x_2 \leq 2 \end{cases} \quad (6)$$

其中，基于非支配排序的均匀权重和方法是目标的权系数在一定区间内，以一定的步长均匀变化，同时结合非支配排序思想，对每组权系数下得到的最优解组合在一起进行非支配排序，以求获得均匀分布的Pareto前沿。仿真参数为： $M = 100$ ， $N = 50$ ， $g_{max} = 100$ ， $L = 0.1$ ， $m = 2$ ， $n = 1$ ， $q = 2$ 。遗传操作中，选择方法采用基于排序的随机遍历抽样选择，交叉操作采用单点交叉算子，交叉概率为 0.7，变异操作采用离散变异算子，变异概率为 0.5。求得的非支配解 Pareto 前沿如图 2 所示。

从图 2 中可以看出，3 种方法均可以找到一组非支配解，获得 Pareto 前沿。本文的改进算法由于

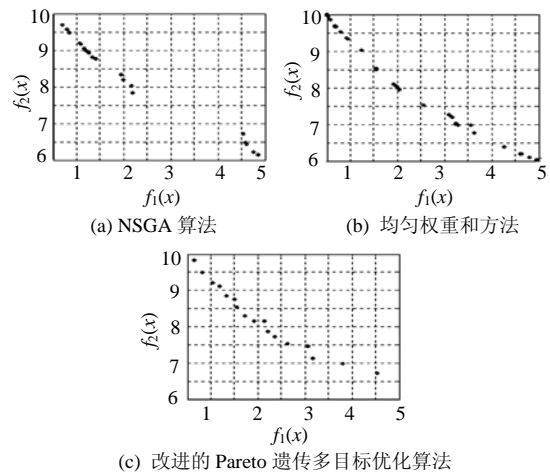


图 2 3 种多目标优化算法获得的 Pareto 前沿

Fig. 2 Pareto front gained by three multi-objective optimization algorithms

采用了改进的小生境淘汰技术，相对于另外 2 种方法，获得的最优解在 Pareto 前沿上分布更加均匀，不存在多个最优解收敛在一个很小区域中的情况，避免了遗传操作中出现早熟和局部收敛的情况，便于决策者能够准确的做出最佳的选择。

2 应用研究

2.1 PID 控制器参数的多目标优化整定思想

工业过程控制系统的设计，目的就是要控制品质满足一定的性能指标。常用的单项性能指标如衰减率 ψ 、最大动态偏差 e_{\max} (超调量 σ)、上升时间 t_r 、调节时间 t_s 等，简单直观，意义明确，但是比较笼统，不足以描述所希望的动态响应。人们往往要求满足更多的指标，而多个指标有时又不可能同时达到，一个指标的优化，很可能是以另外的某个指标的恶化为代价的。此外，很多控制器具有两个以上的整定参数，它们以不同的搭配，都能满足给定的某一指标，此时有些参数搭配组合，可能会造成其他性能指标变坏。可见，单纯用某一指标作为参数整定的评价标准有一定的局限性，需要统筹兼顾几个指标，权衡轻重，综合考虑稳定性、快速性、准确性三者之间的制约关系，因此整定过程可以看成是一个多目标优化的问题。目前，国内外在这方面的应用研究不多，文献[17]将遗传多目标优化算法用于整定化学酸碱中和装置PID控制器参数；文献[18]将多目标优化算法应用于线性无刷直流电机的PID控制器参数整定；文献[19-20]将自适应遗传算法在适应度分配上，采用多目标加权方法，对PID控制器参数整定进行了仿真。其中后两种方法的思想，仍停留在将多目标问题转换为单目标优化的基础上，没有真正体现多目标优化的思想。本文以锅炉过热汽温串级控制系统为例，将改进的遗传多目标优化算法用于主回路PID控制器参数整定，以验证算法的实用性。

锅炉过热汽温串级控制系统简化方框图如图 3 所示。

图 3 中， r 为过热汽温设定值； d 为扰动，主要是减温水量的扰动； T_a 为导前汽温， T 为过热汽温； $W_{a1}(s)$ 、 $W_{a2}(s)$ 分别为汽温控制系统的副调节器和主调节器； $W_{o1}(s)$ 、 $W_{o2}(s)$ 分别为调节对象的导前区和惰性区的传递函数； $W_{H1}(s)$ 、 $W_{H2}(s)$ 分别为导前汽温和过热汽温的测量单元。各部分传递函数形式为^[20]

$$W_{o1}(s) = \frac{8}{(15s + 1)^2}$$

$$W_{o2}(s) = \frac{1.125}{(25s + 1)^3}$$

$$W_{H1}(s) = W_{H2}(s) = 0.1 \text{ mA/}^\circ\text{C}$$

副回路要求响应速度快，起随动系统作用，故电厂过热汽温串级控制的副调节器常采用的是比例调节： $W_{a1}(s) = 25$ ；主回路要求过热汽温能够快速无偏差的跟随设定值，同时能够抑制外界扰动，因此主调节器一般采用 PI 或 PID 调节器，本文采用 PID 调节，控制器表示为

$$W_{a2}(s) = K_p \left(1 + \frac{1}{T_i s} + \frac{T_d s}{T_d s / K_d + 1} \right) \quad (7)$$

式中： K_p 、 T_i 、 T_d 分别为比例系数、积分时间、微分时间； K_d 为微分增益。

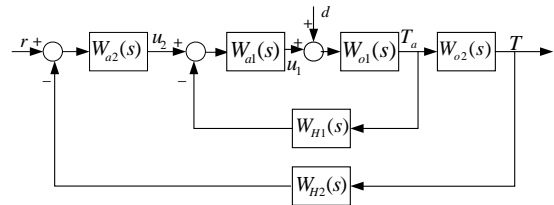


图 3 锅炉过热汽温串级控制系统方框图

Fig. 3 Figure of the boiler superheated steam temperature cascade control system

2.2 目标函数与算法参数设定

根据热工过程控制系统设计中常用的性能指标，选取衰减率 ψ 和超调量 σ 作为优化指标，分别对应的目标函数为

$$O_{bj} V_1 = (\psi - \psi^*)^2 \quad (8)$$

$$O_{bj} V_2 = (\sigma - \sigma^*)^2 \quad (9)$$

式中： ψ 、 σ 分别为参数整定后系统输出信号的衰减率和超调量； ψ^* 、 σ^* 分别是衰减率和超调量的期望值； $\psi^* = 75\%$ ， $\sigma^* = 30\%$ 。

待优化参数分别为 K_p 、 T_i 、 T_d ，则遗传操作中个体表示为 $[K_p \ T_i \ T_d]$ ，每个变量均用实数表示。微分增益 K_d 取 10。本例中，通过 Z-N 法整定求得： $K_p = 3.6634$ ， $T_i = 48.7603$ ， $T_d = 11.7025$ ，据此控制器待辨识参数搜索范围设定为： $K_p \in [2, 4]$ ， $T_i \in [45, 65]$ ， $T_d \in [10, 15]$ 。种群规模 $M = 100$ ，最大遗传代数 $g_{\max} = 50$ ， $N = 50$ ， $L = 0.005$ ，其他参数及遗传算法中选择、交叉、变异策略及控制参数均与 1.6 节中算例仿真相同。

2.3 控制器参数整定结果

设定值作 1mA 的阶跃扰动，整定结果如表 1

所示。2个目标函数的 Pareto 最优解前沿如图4所示。整定参数在扰动 $d=100\text{ mA}$ 作用下系统输出的性能指标如表2所示。

表1 基于改进的 Pareto 遗传多目标优化算法的 PID 参数整定结果

Tab. 1 PID parameters tuning results based on improved Pareto multi-objective optimization with GA

序号	整定参数			性能指标			
	K_p	T_i	T_d	t_r/s	$\sigma/\%$	$\psi/\%$	t_s/s
1	2.7913	61.8844	12.5864	44.22	22.73	92.76	158.92
2	2.1583	53.6390	10.2815	53.28	24.52	91.94	193.18
3	3.0773	63.9857	12.5650	41.30	25.03	91.24	188.18
4	2.2726	54.8539	10.2079	51.54	25.39	91.07	237.58
5	3.0366	64.6599	11.5721	42.26	26.34	89.71	199.36
6	2.6568	59.3589	10.1862	46.64	27.62	88.64	224.74
7	3.7017	64.8855	12.6145	36.28	30.97	87.59	180.32
8	3.1070	60.6451	10.3985	41.86	31.76	85.87	211.06
9	3.6492	64.5076	11.2746	37.38	33.50	84.78	230.90
10	3.2749	59.5743	10.4654	40.30	33.99	84.62	248.96
11	3.3526	53.5121	10.8681	39.06	37.31	84.37	251.80
12	3.8664	59.7090	11.2151	35.80	37.89	82.58	233.28
13	3.9395	59.3995	11.3149	35.30	38.47	82.34	231.24
14	3.6959	61.0746	10.1052	37.54	38.48	80.34	246.64

表2 扰动 d 作用下系统输出的性能指标

Tab. 2 Performance targets of system output when disturbing single d act

序号	整定参数			性能指标	
	K_p	T_i	T_d	$e_{\max}/^\circ\text{C}$	t_s/s
1	2.7913	61.8844	12.5864	11.38	250.55
2	2.1583	53.6390	10.2815	13.60	332.45
3	3.0773	63.9857	12.5650	10.72	335.65
4	2.2726	54.8539	10.2079	13.24	300.00
5	3.0366	64.6599	11.5721	10.95	255.65
6	2.6568	59.3589	10.1862	12.18	264.54
7	3.7017	64.8855	12.6145	9.48	322.67
8	3.1070	60.6451	10.3985	11.03	255.50
9	3.6492	64.5076	11.2746	9.81	335.98
10	3.2749	59.5743	10.4654	10.65	265.58
11	3.3526	53.5121	10.8681	10.30	285.95
12	3.8664	59.7090	11.2151	9.33	297.64
13	3.9395	59.3995	11.3149	9.23	286.78
14	3.6959	61.0746	10.1052	9.91	328.67

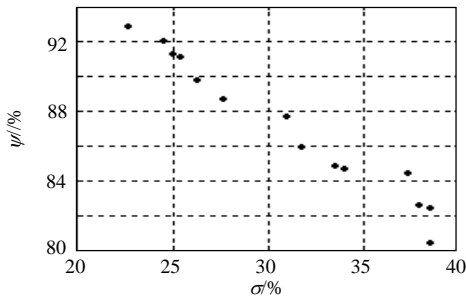


图4 目标函数优化的 Pareto 前沿

Fig. 4 Pareto front of objective function optimization

2.4 最佳整定参数选择

从表1中可以看出，在设定值阶跃变化下，控制器参数整定的14组结果，使得系统输出的衰减率 ψ 均大于75%，且有很大的稳定裕量。其中第7组

参数对应的各项性能指标相对较好。锅炉过热汽温串级控制系统一般要求能够很快克服喷水量扰动，即图3中的 d 扰动。基于此要求，整定的性能指标中，可以适当放宽对超调量 σ 的限制而要求系统迅速响应，同时保持一定的 ψ 。当扰动 d 作用时，表2列出了系统输出的最大动态偏差 e_{\max} 和调节时间 t_s 。综合两表中数据可以看出，第13组参数，在保证较大 ψ 前提下， t_r 较小，同时外界扰动发生时，其 e_{\max} 最小，表明系统能够快速克服扰动影响。

2.5 性能分析

设定值阶跃扰动下，整定后系统的响应曲线如图5所示。其中曲线3对应文献[20]中自适应遗传算法(AGA)整定参数。系统在 $d=100\text{ mA}$ 阶跃扰动下响应曲线如图6所示。

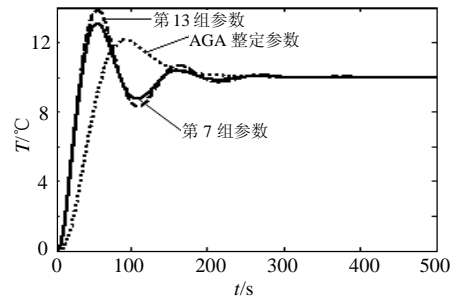


图5 $r=1\text{ mA}$ 作用下系统阶跃响应输出曲线
Fig. 5 Curves of system step respond output when $r=1\text{ mA}$ act

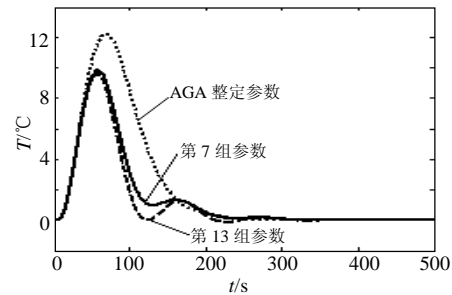


图6 扰动 $d=100\text{ mA}$ 作用下系统响应输出曲线
Fig. 6 Curves of system respond output when $d=100\text{ mA}$ act

比较图5、6可以看出，当设定值阶跃扰动时，本文算法整定的参数使得系统在一定稳定裕量的前提下， t_r 很小，尽管 σ 略大于文献[20]中获得的结果，但在一定允许范围内，可以保证系统快速响应。而当喷水扰动作用时，本文算法的结果使得 e_{\max} 和 t_s 均小于文献[20]的参数，实现快速克服扰动的目的，体现了控制系统的实际意义。如果现场对设定值扰动下， σ 要求比较严格，可以放宽对 t_r 的要求，选择 σ 较小的整定参数；如果现场对抑制外界扰动的要求比较严格，则可以放宽对设定值下 σ 的

要求, 选择外界扰动下 e_{\max} 和 t_s 较小的整定参数。可见, 相比较单目标优化的方法来说, 本文提出的算法可以获得多组整定参数, 根据不同的要求和性能指标, 有更多的选择余地。

过热汽温过程的惯性时间常数会受积灰等因素的影响而变大, 或者由于某种原因使对象的增益变大。假定对象模型变化后分别为:

$$W_{o_2}(s)' = \frac{1.125}{(30s+1)^3} \text{ (时间常数增大)}$$

$$W_{o_2}(s)'' = \frac{1.5}{(25s+1)^3} \text{ (增益增大)}$$

控制系统其他环节不变, 得到的扰动下汽温阶跃响应曲线如图7所示。

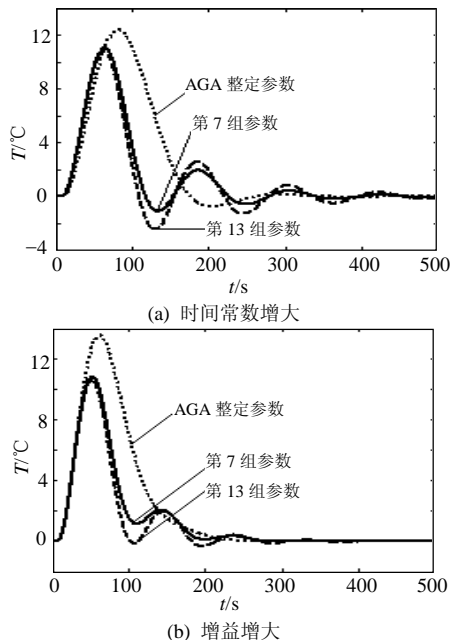


图7 对象模型发生变化的系统响应输出曲线
Fig.7 Curves of system respond output with object model has changed

从图7可以看出, 通过本文算法整定结果选出的最佳整定参数, 在对象特性发生变化, 对象的惯性和增益同设计整定时所用模型不同的情况下, 其整定结果仍能够克服扰动影响, 获得较好的控制效果, 说明了该算法具有较强的鲁棒性, 且过渡过程动态特性优于其他整定方法获得的结果。

3 结论

本文提出了一种改进的 Pareto 遗传多目标优化算法, 通过最小化两个多元目标函数的算例验证, 表明该方法能够获得 Pareto 最有解, 并且由于采用了基于体向量模适应度函数作为淘汰准则的改进小生境技术, 使得最优解的分布更加均匀。在此基础

上, 本文将多目标优化思想用于锅炉过热汽温串级控制系统 PID 参数整定, 获得了多组对应不同性能指标的控制器参数, 可根据实际要求进行不同的选择。选择结果在对象特性发生变化的情况下, 仍能够获得较好的控制效果, 具有较强的鲁棒性。将遗传多目标优化算法应用于 PID 控制器参数整定时, 待整定参数搜索范围的确定存在一定困难, 从而影响了最优整定参数的搜索。因此, 针对这方面存在的问题, 还有待于进一步研究和完善。

参考文献

- [1] Lucas A W, Michelle D M, Jason P P, et al. Parallel genetic algorithm for search and constrained multi-objective optimization[C]. Parallel and Distributed Processing Symposium, Santa Fe, New Mexico, USA, 2003.
- [2] Tan K C, Lee T H, Yang Y J, et al. A cooperative coevolutionary algorithm for multiobjective optimization[C]. IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, Holland, 2004, 1926-1931.
- [3] 杨金明, 吴捷, 钟丹虹. 多目标优化问题中一种改进的遗传算法[J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2001, 29(12): 65-67.
Yang Jinming, Wu Jie, Zhong Danhong. An improved genetic algorithm in multi-objective optimization[J]. Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition), 2001, 29(12): 65-67(in Chinese).
- [4] Nateri K, Madavan. Multiobjective optimization using a pareto differential evolution approach[C]. Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC 2002), Honolulu, Hawaii, USA, 2002, 1145-1150.
- [5] Parsopoulos K E, Tasoulis D K, Pavlidis N G, et al. Vector evaluated differential evolution for multiobjective optimization[C]. Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC 2004), Portland, USA, 2004, 204-211.
- [6] Oltean M, Grosan C, Abraham A, et al. Multiobjective optimization using adaptive pareto archived evolution strategy[C]. Proceedings of the 5th International Conference on Intelligent Systems Design and Applications, Wroclaw, Poland, 2005, 558-563.
- [7] De T F, Ortega J, Fernandez J, et al. A parallel genetic algorithm for multiobjective optimization[C]. Proceedings of the 10th Euromicro Workshop on Parallel, Distributed and Network-Based, Canary Islands, Spain, 2002, 384-391.
- [8] 玄光男, 程润伟. 遗传算法与工程优化[M]. 北京: 清华大学出版社, 2004.
- [9] Srinivas N, Deb K. Multiobjective optimization using nondominated sorting in genetic algorithms[J]. Evolutionary Computation, 1994, 2(3): 221-248.
- [10] 雷英杰. MATLAB遗传算法工具箱及其应用[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2005.
- [11] Deb K, Pratap A, Agarwal S, et al. A Fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(2): 182-197.
- [12] Zitzler E, Thiele L. Multiobjective evolutionary algorithms: a comparative case study and the strength pareto approach[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 1999, 3(4): 257-271.

- [13] 杨莉, 高晓光, 符小卫. 优化设计中的多目标进化算法[J]. 计算机工程与应用, 2005, 41(6): 33-36.
Yang Li, Gao Xiaoguang, Fu Xiaowei. Multi-objective evolutionary algorithms in optimization design[J]. Computer Engineering and Application, 2005, 41(6): 33-36(in Chinese).
- [14] Horn J, Nafpliotis N, Goldberg D E. A niched pareto genetic algorithm for multiobjective optimization[C]. Proceedings of the First IEEE Conference on Evolutionary Computation, IEEE Service Center, Piscataway, New Jersey, 1994: 82-87.
- [15] 谢涛, 陈火旺, 康立山. 多目标优化的演化算法[J]. 计算机学报, 2003, 26(8): 996-1002.
Xie Tao, Chen Huowang, Kang Lishan. Evolutionary algorithms of multi-objective optimization problems[J]. Chinese Journal of Computer, 2003, 26(8): 996-1002(in Chinese).
- [16] 周明, 孙树栋. 遗传算法原理及应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 1999.
- [17] Popov A, Farag A, Werner H. Tuning of a PID controller using a multi-objective optimization technique applied to a neutralization plant[C]. Proceedings of the 44th IEEE Conference on Decision and Control and European Control Conference, CDC-ECC'05, Seville, Spain, 2005, 7139-7143.
- [18] Chun Liang Lin, Horn Yong Jan, Niahn Chung Shieh. GA-based multiobjective pid control for a linear brushless DC motor [J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2003, 8(1): 56-65.
- [19] 张兴华, 朱筱蓉, 林锦国. 基于自适应遗传算法的多目标PID优化设计[J]. 系统工程与电子技术, 2006, 28(5): 744-746.
Zhang Xinghua, Zhu Xiaorong, Lin Jinguo. Multiobjective optimization of PID regulators based on adaptive genetic algorithms [J]. Systems Engineering and Electronics, 2006, 28(5): 744-746(in Chinese).
- [20] 李萌, 沈炯. 基于自适应遗传算法的过热汽温PID参数优化控制仿真研究[J]. 中国电机工程学报, 2002, 22(8): 145-149.
Li Meng, Shen Jiong. Simulating study of adaptive GA-based PID parameter optimization for control of superheated steam temperature [J]. Proceedings of the CSEE, 2002, 22(8): 145-149(in Chinese).

收稿日期: 2007-08-10。

作者简介:

赵亮(1982—), 男, 博士研究生, 主要研究方向为过程自动控制、能源信息自动化, seuzl@163.com;

唯刚(1966—), 男, 博士, 教授, 从事热工过程自动控制的教学与科研工作;

吕剑虹(1964—), 男, 教授, 博士生导师, 从事热工过程优化控制的教学与科研工作。

(编辑 王庆霞)