改进遗传算法在飞机总体参数优化中的应用

邱志平 张宇星

(北京航空航天大学 航空科学与工程学院, 北京 100191)

摘 要: 基于飞机总体参数设计中的多目标优化问题,提出了改进的多目标遗传算法. 算法围绕 Pareto最优解的概念,利用遗传算法的内在并行性,设法求取多目标优化问题的"Pareto前沿".将不同的改进遗传算法应用于同一干线客机总体参数优化设计中,要求巡航升阻比和有效载荷系数两个目标达到最大,并对各种算法所得的结果进行综合分析与比较,结果显示:基于 Pareto排序的多目标优化算法 (NSGA, Non-dominated Sorting Genetic Algorithm)的 Pareto解最优,可以支配改进的向量评价遗传算法 (VEGA, Vector-Evaluated Genetic Algorithm)和随机权重遗传算法 (RWGA, Random-Weight Genetic Algorithm)的结果;而 VEGA和 RWGA的结果互有优劣.

关 键 词: 多目标优化; 飞机设计; Pareto最优; 遗传算法

中图分类号: V 221.6

文献标识码: A **文 章 编 号**: 1001-5965(2008)10-1182-04

Application of improved genetic algorithms in aircraft conceptual parameter optimization design

Qiu Zhiping Zhang Yuxing

(School of Aeronautic Science and Engineering, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100191, China)

Abstract: Based on the multi-objective optimization problems in the aircraft conceptual parameter design, improved multi-objective genetic algorithms were proposed. The "Pareto front" of Multi-objective optimization (MO) was tried to seek by using inherent parallelism of genetic algorithms (GA) while emphasizing the Pareto optimal conception. Different improved genetic algorithms were applied to a same two-objective optimization arterial airliner conceptual parameter optimization design, where both the ratio of lift to drag in cruise and the useful load fraction were asked to be maximized. Through general analysis and comparison to solutions of different algorithms, it can conclude that the Pareto optimal results of the non-dominated sorting genetic algorithm (NSGA) are better than the improved vector-evaluated genetic algorithm (VEGA) and the random-weight genetic algorithm (RWGA), while the results of VEGA and RWGA are equal.

Key words: multiple objective optimization; aircraft design; Pareto optimal; genetic algorithms

飞机总体设计是从方案设计到初步设计阶段,确定飞机总体设计参数的全过程. 该过程往往是多目标优化,不可能同时使所有目标都达到最优,只能在各目标之间进行权衡. 关于多目标优化问题的求解方式,在以往的许多文献中都有详细的叙述[1-2]. 将遗传算法与多目标优化问题相结合是其中的一种重要趋势. 通过将遗传算法与非支配解的概念相结合,就可以将遗传算法搜索的本质并行性、广泛性及操作简单的优点与多目标优化求尽可能多且均匀分散的非支配解集的任务有机结合.

在本文中,重点介绍了基于 Pareto排序的多目标优化算法 (NSGA, Non-dominated Sorting Genetic Algorithm),并将其与改进的向量评价遗传

收稿日期: 2007-11-05

基金项目: 国家杰出青年科学基金资助项目 (10425208)

作者简介: 邱志平 (1962-),吉林长春人,教授, zpqiu@buaa.edu.cn.

算法(VEGA, Vector-Evaluated Genetic Algorithm)以及改进的随机权重遗传算法(RWGA, Random-Weight Genetic Algorithm)作比较,展示了 3种遗传算法求解飞机方案双目标优化问题所得的结论,对 3种算法的特点及优劣性作了中肯的分析.

1　多目标优化算法

1.1　NSGA算法

本文采用一种改进的 Pareto遗传算法,在该方法中,除了传统的选择、交叉、变异等基本操作外,增加了 Pareto过滤器、小生境算子以及精英保存策略等操作,以增强算法的性能.

算法的流程图见图 1.其中一些主要步骤的操作过程如下文所述.

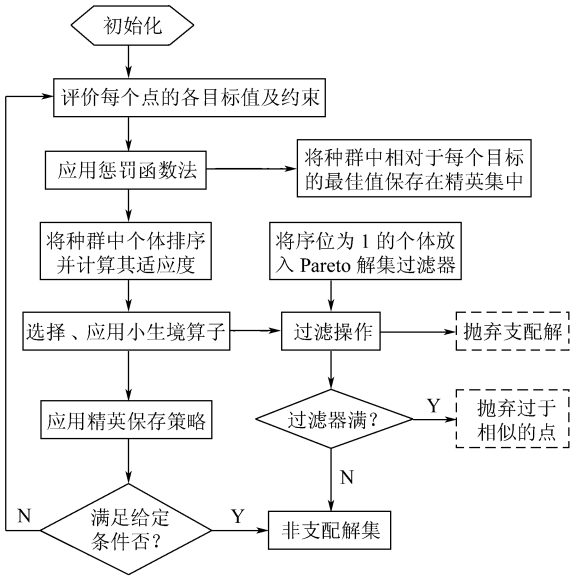

图 1　NSGA算法的流程图

1) 评价每个个体,并用罚函数法评价个体的约束满足程度:在本算法中,适应度是以各点排序的相对序位来衡量的.因此,每个点的约束满足情况也必须被包含在它的适应值中,这就需要对目标函数加以转化.为了实现这个目的,本文采用了一种带有模糊规则罚函数法[3].根据各点对约束的违背程度,加上相应的惩罚项.总之,各点相应的目标函数由两部分构成:一部分是经过规范化处理的目标值,另一部分是反映该点约束违背程度的罚值.具体转化过程如下:

①目标函数的规范化处理

$$f_i' = \frac{1}{1 + f_i} \tag{1}$$

②约束的罚项

惩罚函数项:设点 x_m 对第 i个约束的违反程度为

$$d_{mi} = \begin{cases} 0 & g_i(x_m) \leq 0 \\ g_i(x_m) & \text{其它} \end{cases} \tag{2}$$

根据约束违背程度确定的惩罚值:

$$R_m = \begin{cases} 0 & \max(d_{m1}, d_{m2}, \cdots, d_{mn}) \leq 0.01 \\ 1 & 0.01 < \max(d_{m1}, d_{m2}, \cdots, d_{mn}) \leq 0.05 \\ 2 & 0.05 < \max(d_{m1}, d_{m2}, \cdots, d_{mn}) \leq 0.1 \\ 3 & 0.1 < \max(d_{m1}, d_{m2}, \cdots, d_{mn}) \leq 0.2 \\ 4 & 0.2 < \max(d_{m1}, d_{m2}, \cdots, d_{mn}) \leq 0.6 \\ 5 & 0.6 < \max(d_{m1}, d_{m2}, \cdots, d_{mn}) \leq 1.0 \end{cases} \tag{3}$$

转化后的目标函数(将有约束问题转化为无约束问题):

$$f_i'' = f_i' = R_m \tag{4}$$

2) 分层排序过程:是基于 Pareto非支配解[1]的概念进行的.首先,每代中的非支配解被选出作为第 1层,然后从剩下的群体中选出非支配解作为第 2层,这个过程持续下去直到整个群体都被分层.

3) 适应度函数的规定:在本文中,第 k级个体的适应度用下式来计算:

$$F_k = \frac{N_r - k + 1}{S} \tag{5}$$

$$S = \frac{1}{P_s} \sum_{k=1}^{N_r} (N_r - k + 1) P_{sk} \tag{6}$$

其中,N_r为群体的最高分级;P_s为群体的规模;P_{sk}为第 k级个体的规模.

4) 复制:选择的过程采用最常用的轮盘赌方法.根据 3)中适应度函数的定义方法,可以推断出:整个轮周对应的是种群中包含的个体数:

$$\sum_{k=1}^{N_r} F_k P_{sk} = P_s \tag{7}$$

为了选择交配的父个体,需要在每轮选择过程中随机产生一个 [0, 1]均匀随机数,将该随机数作为选择指针确定被选个体.

5) 小生境操作:该项操作放在交叉之后,是为了确定经过交叉后得到的子个体能否进入子代中.本文采用的小生镜技术规定:当子代的适应度超过父代时,用子代来替换父代.替换发生在其中一个子代的级别不低于其父代的最高级别,否则父代进入下一代.

6) 精英保存:精英保存策略的基本思想是当前种群中最优秀的个体不参与交叉和变异运算,而是用它来替换本代种群中经过交叉、变异等遗

传操作后所产生的适应度最小的个体. 本文中经过交叉和变异操作所得的子代经过精英保存操作后一部分个体被精英值替换. 在实现过程中,设置每次保留适应度值最大的 2个.

7) Pareto解集过滤器: Pareto解集过滤器的作用是将每一代中的非劣点保留下来,同时去掉Pareto解集中的劣点. 过滤操作如下:将当前种群的非支配解与原先保存在非支配解集中的来自于以往世代的非支配解进行比较. 当新点的数量超过规定的 Pareto解集的规模时,再进行一次排序,剔除掉其中的劣点. 如果剩下的非劣点的数量仍超过 Pareto解集的规模,再删掉那些与其他点距离最近的点 (在此提到的距离是指各点目标值的欧几里德距离),以保证解集中点的均匀分布.

1.2 改进的 VEGA算法

改进的 VEGA算法的具体实施步骤:

1) 在变量区间随机产生 N (种群规模)个个体.

2) 应用罚函数法评价种群中每个个体.

3) 每次用一个目标,依次选出 k(目标数)个子种群 (采用适应值比例分配的选择方式). 然后将各子种群合成为一个父种群.

4) 将整个父种群完全打乱并执行交叉和变异算子.

5) 将种群中的非支配解保存在 Pareto解集过滤器中.

6) 判断是否满足停止条件.

7) 输出结果.

1.3 改进的 RWGA算法

文献[4]中提出的 RWGA算法通过随机生成的可变权重,达到在整个 Pareto前沿面上均匀采样的能力. 本文在文献[4]的基础上作了适当的改进.

改进的 RWGA算法算法的具体实施步骤:

1) 初始化. 随机产生包括 N_p 个个体的初始种群.

2) 评价. 对于每个个体计算 q个目标函数值. 更新临时 Pareto解集.

3) 选择. 重复下面的步骤选出 $(N_p - N_e)$个父代:

$$w_k = \frac{r_k}{\sum_{j=1}^{q} r_j} \qquad k = 1, 2, \cdots, q \tag{8}$$

其中 r_k 为非负随机数; N_e 为精英个体数.

指定随机权重:

$$z = \sum_{k=1}^{q} w_k f_k(x) \tag{9}$$

计算适应值:

$$p_i = \frac{z_i - z_{\min}}{\sum_{j=1}^{p_z} (z_j - z_{\min})} \tag{10}$$

式中 p_z 为种群规模.

计算选择概率,为杂交操作选出一对父代个体.

4) 杂交.

5) 变异.

6) 最优性策略. 从临时 Pareto解集中随机选择 N_e 个个体. 将选出的 N_e 个个体添加到前面步骤产生的 $(N_p - N_e)$个个体中以构成 N_p 个个体的种群.

7) 将得到的子代种群中的非支配解保存在 Pareto解集过滤器中.

8) 判断是否满足停止条件.

9) 输出 Pareto解集.

2 飞机多目标优化算例及运行结果

将上文中所描述的 3种遗传算法分别应用于以下干线飞机双目标优化设计算例中[5]. 设计变量及边界:机翼面积 $111\,\mathrm{m}^2 \le S \le 232\,\mathrm{m}^2$,机身长度 $32\,\mathrm{m} \le l \le 45.7\,\mathrm{m}$,机翼展长 $26\,\mathrm{m} \le b \le 42.7\,\mathrm{m}$,发动机地面安装推力 $12\,587\,\mathrm{kg} \le Ti \le 24\,948\,\mathrm{kg}$,全机起飞重量 $63\,504\,\mathrm{kg} \le W_{TO} \le 113\,400\,\mathrm{kg}$ 约束条件:起飞滑跑距离 $S_T \le 1\,981\,\mathrm{m}$,着陆距离 $S_L \le 1\,372\,\mathrm{m}$,全局燃油平衡系数 $R_f \ge 1.0$,起飞可达爬升梯度 $q_T \ge 2.7°$,着陆失败可达爬升梯度 $q_L \ge 2.4°$,有用载荷系数: $U \ge 0.3$. 目标是 $\max\{(C_L/C_D)_c, U\}$,其中 C_L/C_D 为升阻比.

2.1 NSGA算法的运行结果

在 NSGA算法中,为了克服二进制编码编码过长及存在“Hamming悬崖”的缺陷,采用了简洁实用的实数编码;考虑到计算结果质量与计算量之间的矛盾,设定 $p_z = 80$. 同时在运用罚函数法评价个体适应度前,需要对各约束条件进行规范化处理以保证各偏离值处于同一量级:如可将约束条件 $S_T \le 1\,981$转化为 $S_T/1\,981 - 1 \le 0$的形式.

算法涉及的其他控制参数分别为:交叉概率 $p_c = 0.8$;变异概率 $p_m = 0.05$;最大进化代数为 150. 现将算法随机运行后所得的 Pareto解集列于图 2中.

2.2 改进的 VEGA算法的运行结果

本文中采用的是改进的 VEGA算法,其基本原理是将传统 VEGA算法的结果进一步操作,加入 Pareto过滤器以挑选出 Pareto前沿. 同时对于

约束多目标优化算例中约束条件的处理,仍然沿用 1.1节中基于模糊规则的罚函数法.为了对各种算法的效果(基于同等条件下)作最终的比较,本节中遗传算法的初始群体的产生办法及控制参数的选用与 NSGA中保持相同.

将改进 VEGA应用于多目标优化飞机设计算例中,随机运行结果如图 3所示.

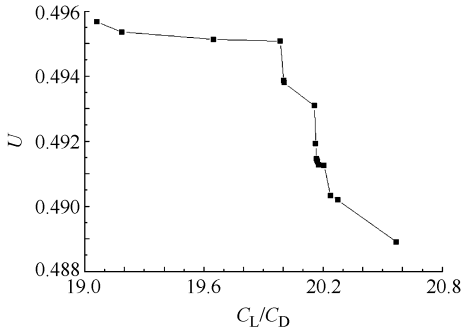

图 2　NSGA的 Pareto前沿

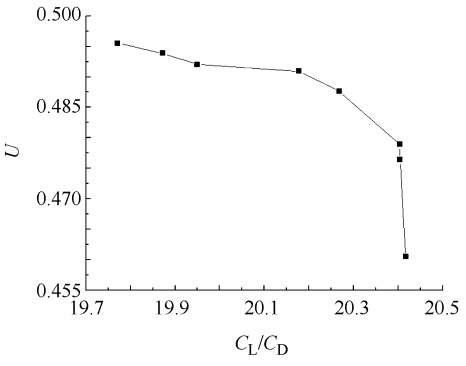

图 3　VEGA的 Pareto前沿

2.3　改进的 RWGA算法的运行结果

RWGA算法是线性加权和法与遗传算法的完美结合,其算法具体操作步骤见 1.3节.基于同样原因,本算法中的控制参数亦采用与上两种遗传算法相同的数值.将改进的 RWGA用于本文中的飞机设计算例,随机运行结果见图 4.

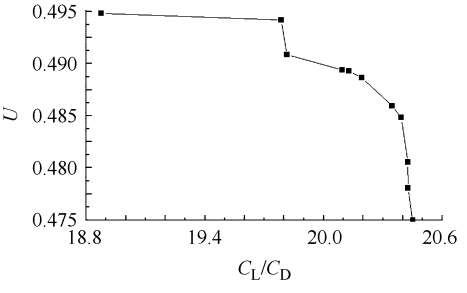

图 4　RWGA的 Pareto前沿

2.4　3种遗传算法的运行结果之比较

从图 5可看出,NSGA的 Pareto解最优,基本可以支配 VEGA和 RWGA的结果;而 VEGA和 RWGA的结果则互有千秋,无法比较出优劣.

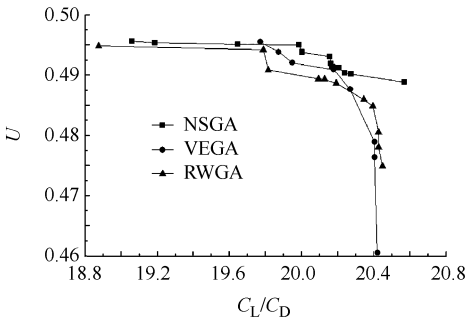

图 5　3种遗传算法运行结果之比较

3　结　论

通过对上述 3种遗传算法运行结果的分析,可得到以下结论:①优化的两个目标 C_L/C_D 和 U 不可能同时达到最大,一方增大必然伴随另一方的减小.这是 Pareto解提出的意义所在.所以只有找出尽可能多的 Pareto最优解,构成密集而分散的“Pareto front”,多目标优化问题才能得到真正意义上的解决;②由 2.4节结论可知,NSGA的解最优,而 VEGA和 RWGA的结果无法比较出优劣;③当得出 Pareto解集后,从中选择解集中的哪个点作为多目标优化的最终方案取决于具体问题中各目标的相对重要程度和决策人的主观偏好.

参考文献 (References)

[1] 林锉云,董加礼.多目标优化的方法与理论[M].长春:吉林教育出版社,1990: 55 - 82
Lin Cuoyun, Dong Jiali. Theory and methods of multiobjective optimization[M]. Changchun: Publishing House of Jilin Education, 1990: 55 - 82 (in Chinese)

[2] 李天,武哲,李敬.飞机外形参数的气动与隐身综合优化设计[J].北京航空航天大学学报,2001,27(1): 76 - 78
Li Tian, Wu Zhe, Li Jing. Integrated aerodynamic-stealth optimal design of aircraft configuration parameters[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2001, 27(1): 76 - 78 (in Chinese)

[3] Silva C M, Biscaia E C. Genetic algorithm development for multi-objective optimization of batch free-radical polymerization reactors[J]. Computers and Chemical Engineering, 2003, 27(1): 1329 - 1344

[4] Murata T, Ishibuchi H, Tanaka H. Multi-objective genetic algorithm and its application to flowshop scheduling[J]. Computers and Industrial Engineering, 1996, 30(4): 957 - 968

[5] Kalsi M, Hacker K, Lewis K. A comprehensive robust design approach for decision trade-offs in complex systems design[J]. Journal of Mechanical Design, 2001, 123(1): 1 - 10

(责任编辑:赵海容)