

文章编号: 1000-8055(2006)01-0013-06

基于多目标遗传算法的航空发动机 总体性能优化设计

李立君^{1,2}, 尹泽勇², 乔渭阳¹

(1. 西北工业大学 动力与能源学院, 陕西 西安 710072;

2. 中国航空动力机械研究所, 湖南 株洲 412002)

摘要: 采用一种基于 Pareto 最优解的多目标遗传算法—NSGA II 算法, 以双轴混合排气式涡轮风扇发动机为算例, 集成发动机性能模型、流路尺寸模型和质量模型, 以单位推力、耗油率等为目标函数进行了多目标优化设计。计算结果表明: NSGA II 算法具有较好的稳健性和鲁棒性; 基于 NSGA II 算法的发动机总体性能优化方法能够获得目标空间内分布均匀的 Pareto 最优解集, 有效克服了发动机总体性能方案设计时人工经验依赖较重的缺点, 可为决策者进行目标权衡提供充分依据。

关键词: 航空、航天推进系统; 航空发动机; 多目标优化; 遗传算法; 总体性能设计

中图分类号: V 231

文献标识码: A

Performance Optimal Design of Aircraft Engine Based on Multi-Objective Genetic Algorithms

LI L i-jun^{1,2}, YIN Ze-yong², QIAO Wei-yang¹

(1. School of Power and Energy,

Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China;

2. China Aviation Powerplant Research Institute, Zhuzhou 412002, China)

Abstract: Multi-objective optimization concepts, linked with a Pareto genetic algorithm - Non-dominated Sorting Genetic Algorithm (NSGA II), are applied to the preliminary design phase to automate the conceptual design process. Engine cycle selected for study was a mixed-stream, low-bypass turbofan. The robust analysis codes for the thermodynamic engine cycle, flowpath and weight estimation analyses were integrated to find higher quality design. The results showed that NSGA II has better robustness and convergence than general multi-objective optimization methods, and could generate uniformly a Pareto optimal set in the design space. From this set, decision maker can choose the best overall optimum aircraft engine preliminary design.

Key words: aerospace propulsion system; aircraft engine; multi-objective optimal design; genetic algorithm; conceptual design process

航空燃气涡轮发动机的设计是一项非常复杂的工程设计问题。发动机设计参数的微小变化都

收稿日期: 2005-03-27; 修订日期: 2005-10-03

基金项目: 国家APT计划项目

作者简介: 李立君(1964-), 女, 湖南宁乡人, 中国航空动力机械研究所研究员, 西北工业大学动力与能源学院博士后, 主要从事发动机性能仿真研究

有可能极大地影响发动机推力及耗油率,甚至是发动机和飞机的制造及使用成本。推力大、耗油率低的发动机是极具竞争力的,但在满足推力大、耗油率低的同时也必须考虑到其它一些指标(如尺寸、质量等)的限制,从而形成了发动机总体性能方案多目标设计优化问题。该优化问题的目标函数和约束函数都是非线性函数,且无法用数学显式来表达,导数求解困难。传统的处理此类多目标优化问题的方法是构建一个效应函数,将多目标优化问题转化为单目标优化问题,然后利用成熟的求解单目标优化问题的方法获得问题的一个解。为了获得多目标优化问题的Pareto 最优解集的一个子集,就必须求解一系列的单目标优化问题,即使最优化求解很成功,这种“点到点”的寻优过程也不能保证Pareto 最优性。

多目标遗传算法模拟生物进化过程,处理的是一个种群,能够在一次优化过程中生成大量的非劣解,因此可搜索到多目标优化问题的近似Pareto 最优解集。此外,它是一种简单通用、鲁棒性好、具有并行处理机制的全局优化搜索算法。

本文以小涵道比混合排气式涡轮风扇发动机为算例,采用一种基于Pareto 最优解集的多目标遗传算法进行发动机总体性能方案优化设计。计算结果表明:基于多目标遗传算法的航空发动机总体性能优化设计方法克服了以往对设计经验过分依赖的缺点,增加了可选性和先知经验的融合,可为决策者在发动机方案设计阶段进行目标权衡处理提供有效的依据。

1 多目标遗传算法

遗传算法模拟达尔文的遗传选择和自然淘汰的生物进化过程,以群体中的所有个体为对象,利用随机化技术对一个被编码的参数空间进行高效搜索,它可以在一次优化中搜索到问题的多个非劣解,使优化过程直接面向Pareto 最优解,避免了效应函数法的缺陷。Schaffer J D^[1]在1985 年提出了向量评估遗传算法(VEGA),开创了遗传算法应用于多目标优化问题的先例,但VEGA 只不过是单目标遗传算法的扩展,是一种非Pareto 方法。1989 年,Goldberg^[2]首先提出了一种Pareto 方法,基于排序(或分级)的概念来计算个体的适应度,通过相应的选择算子使种群在进化过程中朝Pareto 最优解的方向进化。源于这种思想已产生了多种基于Pareto 最优解的多目标遗传算法(MOGA),如SPEA, NCGA 和NSGA 等。NSGA

算法是Srinivas N 和Ded K 在1994 年提出的;2001 年,Ded K 和Agrawal S 又对NSGA 算法进行了改进,使运算速度和稳健性得到进一步提高,并称此算法为NSGA II,它是目前较好的多目标遗传算法^[3]。

1.1 约束条件的处理

遗传算法常用惩罚不可行解的方法将有约束优化问题转化为无约束优化问题。在NSGA 算法中,通过不可行度选择操作将不可行解分为可接受的和不可接受的解。随着进化,可接受的不可行解逐步接近可行域。为此,Deb 等人^[4]定义了一个约束主导原理来区分可行解和不可行解,并采用不可行度来衡量每个解违反约束的程度。

一个解 x_i 的不可行度为该解的所有冲突的约束值的平方和:

$$\delta(x_i) = \sum_{k=1}^m \{\max[0, g_k(x_i)]\}^2 + \sum_{j=1}^p [h_j(x_i)]^2 \quad (1)$$

式中: $g_k(x_i)$ 和 $h_j(x_i)$ 分别是优化问题的不等式约束、等式约束, m 和 p 分别为不等式和等式约束的个数。

为逐步增大满足约束要求的压力,使进化搜索从整个解空间逐步向可行域中的Pareto 最优解靠近,定义不可行度阈值:

$$\epsilon = \frac{1}{\tau} \frac{\sum_{i=1}^N \delta(x_i)}{N} \quad (2)$$

式中: N 为群体大小, τ 为可变惩罚因子(也称温度),它从初始温度开始,终止在冻结温度,按给定的冷却程序逐步降温。

在进化过程中,根据每一个候选解的不可行度与阈值的比较来决定这个解是否被接受。被接受的不可行解进入下一代遗传算法操作,而被拒绝的解由当前代中不可行度最小的解等量取代。

1.2 适应度计算

Pareto 遗传算法是根据某一点的排序(或级别),而不是该点的函数值来寻找最优解的,即用点的适应度值来判断其位置的好坏。为了获得个体的相对适应度,需要把目标函数值转化为适应度值。在MOGA 中,目标函数是向量,而适应度值必须是标量。当优化的多目标间完全没有相对重要性时,引入Pareto 最优概念可完成目标向量向适应度值的转化。

定义一个partially-less-than 的关系式,比

较两个以数值表示的向量。如果向量a 是partially - less- than 向量b, 用符号表示为 $a <_pb$ 并定义如下:

$$(a <_pb) \Leftrightarrow (\forall i) (a_i \leq b_i) \wedge$$
$$(\exists i) (a_i < b_i) \tag{3}$$

在这种条件下, 认为b 由a 支配或b 劣于a。如果一个向量不被其它任何向量所支配, 称这个向量为不受支配。如果一个向量集不被其它向量集支配, 就称它为Pareto 最优集。群体在不受支配的基础上排列优劣次序。首先找到每一代群体中所有不受支配的个体, 将这些个体移出, 放入 F_1 , 其等级为1; 然后又从剩下的个体中找出不受支配的个体并移出, 放入 F_2 , 其等级为2; 这个过程持续到整个群体的次序排列完为止。

NSGA II 算法中, 除按不受支配排序外, 还需计算目标空间上的每一点与同等级相邻两点之间的排挤距离。

根据个体等级和排挤距离计算个体的适应度值

1.3 精英策略

为保留父代中的优良个体直接进入子代, 确保NSGA II 算法以概率1 搜索到最优解^[5], 采用的方法是: 将父代和子代全部个体合并为一个规

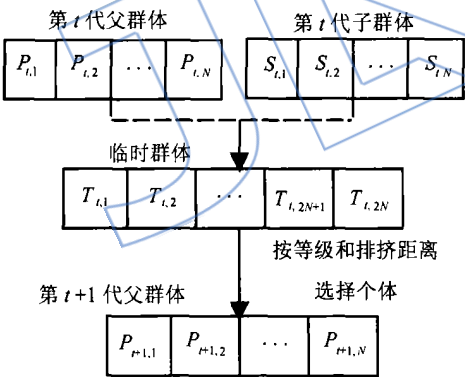


图1 NSGA 的精英策略
Fig 1 Elitist model

模为二倍的大群体 $T_t = P_t \cup Q_t$ (规模为 $2N$)。然后, 将群体 T_t 按非劣解等级分类并计算每一个个体的排挤距离, 按等级高低和排挤距离 (即适应度值) 逐一选取个体, 直到个体总数等于 N , 此即为新一轮进化的父代群体 P_{t+1} , 如图 1 所示。

2 航空发动机总体性能多目标优化问题

航空发动机总体性能的优化设计问题属于有

约束非线性规划问题, 可以描述为:

$$F(X) = [f_1(X), f_2(X), \dots, f_k(X),$$
$$f_{k+1}(X), \dots, f_n(X)] \tag{4}$$

$$S.T: g_k(X) \geq 0 \quad , \quad k = 1, 2, \dots, m$$

$$S.T: h_j(X) = 0 \quad , \quad j = 1, 2, \dots, p$$

$$X = (x_1, x_2, \dots, x_n) \quad , \quad X^l \leq X \leq X^u$$

式中: $f_1(X), \dots, f_k(X)$ 为 K 个极小化目标函数; $f_{k+1}(X), \dots, f_n(X)$ 为 $n - k$ 个极大化目标函数; X 为 n 维设计变量; X^l 和 X^u 分别为 X 的下限和上限。

2.1 设计目标 and 设计变量

对于双轴涡轮风扇发动机总体性能方案设计来说, 设计目标是推力最大, 耗油率最低, 同时也应满足发动机尺寸小、质量轻的要求。为获得这些性能指标需要多个参数, 如飞行条件、风扇增压比、压气机增压比、各部件效率、空气流量和功率提取等。最能反映发动机设计方法和技术水平的参数是风扇增压比 π_{f_0} 、总增压比 π_{t_0} 和涡轮进口温度 T_{t_4} 。除这些参数外, 涵道比 α 、空气流量 $\dot{m}_0$ 、混合器内涵入口气流马赫数 M_{a55} 和节温比 R_t 等参数也可作为设计变量。

本研究中, 选取单位推力、耗油率、风扇进口尺寸、发动机质量、尾喷管喉部单位面积及其出口单位面积等参数作为目标函数。

根据部件气动热力学匹配技术计算发动机稳态性能参数^[6]; 采用文献[7]中的模型预测发动机的流路尺寸; 用文献[8]中的模型预估发动机的质量。这些方法具有速度快、稳健性好的特点, 可实现大范围的搜索, 既能满足发动机性能方案设计的需要, 又能弥补多目标遗传算法计算量大的不足。

2.2 约束条件

对于混合排气涡轮风扇发动机, 为避免没有物理意义的解出现, 必须使混合器外涵进口气流总压大于内涵进口气流总压, 同时还应根据现有涡轮风扇发动机设计技术水平给出设计参数的变化范围。考虑到材料强度及气动等方面的限制, 需对压气机出口压力 P_{t3} 和温度 T_{t3} 、高压转子转速 RPM_2 (设计转速的百分数) 和低压转子的转速 RPM_1 (设计转速的百分数)、高压涡轮总压比 π_{tH} 、低压涡轮总压比 π_{tL} 、混合器外涵进口气流马赫数 M_{a25} 等参数施加约束, 如表 1 所示。

表1 设计变量上下限及其它约束条件

Table 1 Upper and lower vlues for design variables and some other parameters

设计参数	π_t^*	π_k^*	α	T_4^*/K	$m_0/(kg/s)$	Ma_{55}	R_t
下限	3	15	0.2	1 600	90	0.2	1.02
上限	5	30	1.0	1 777.8	120	0.6	1.08
其它参数	P_{t3}/MPa	T_{t3}/K	Ma_{25}	π_{tH}	π_{tL}	$RPM_1/\%$	$RPM_2/\%$
下限			0.2	0.30		70	70
上限	3	950	0.95	0.52	0.5	110	110

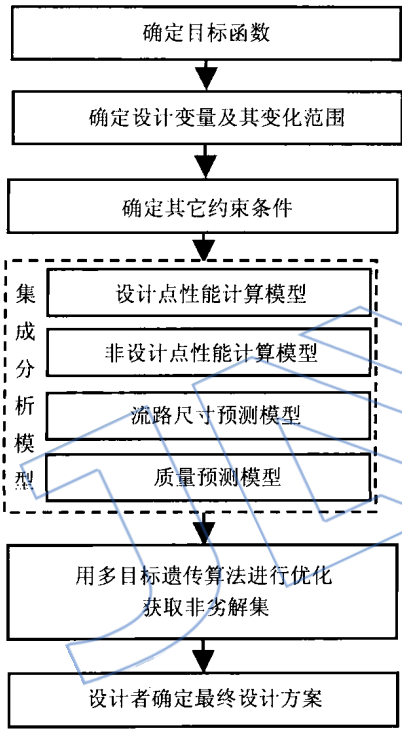


图2 多目标优化设计流程

Fig. 2 Program of multiobjective optimization design

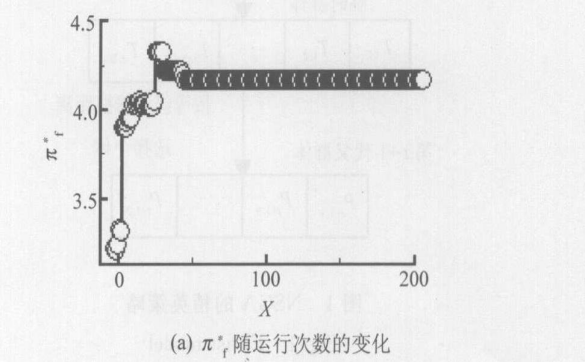
2 3 优化设计流程

发动机总体性能方案设计的多目标优化设计流程如图2所示。

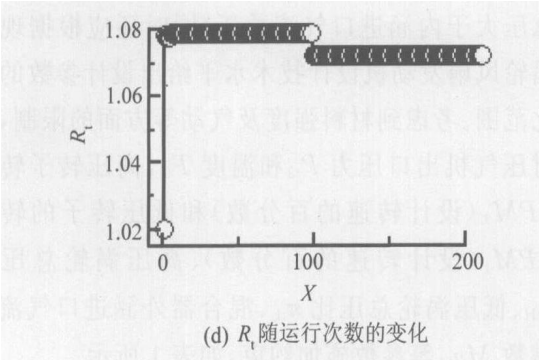
3 优化结果分析

以 $R_t, \pi_t^*, \pi_k^*, T_4^*, \alpha, Ma_{55}$ 和 m_0 为设计变量, 以 F_s 最大及 SFC, A_{8m0}, A_{9m0} 和风扇进口尺寸 D_{inlet} 和发动机质量 w 最小为目标函数, 设计点起始值为(1.02, 3, 25, 1 700, 0.5, 0.4, 110) (设计点飞行条件: 马赫数1.6, 高度10 668 m), 其优化过程如图3所示(图中横坐标 x 表示运行次数); 表2所示为获得的10个Pareto解。

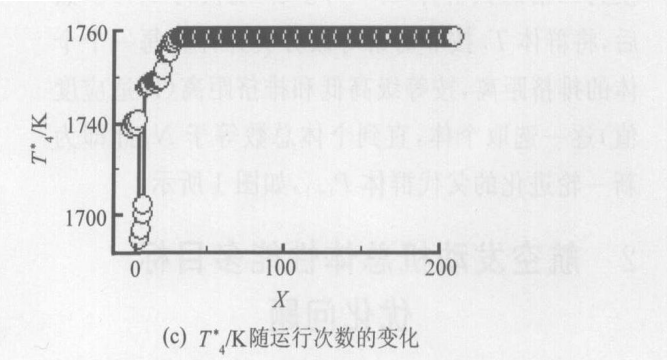
可以看出: 伴随 F_s 的增大, SFC 同时也增大。这说明 F_s 和 SFC 是相互冲突的目标函数。决



(a) π_t^* 随运行次数的变化



(d) R_t 随运行次数的变化



(c) T_4^*/K 随运行次数的变化

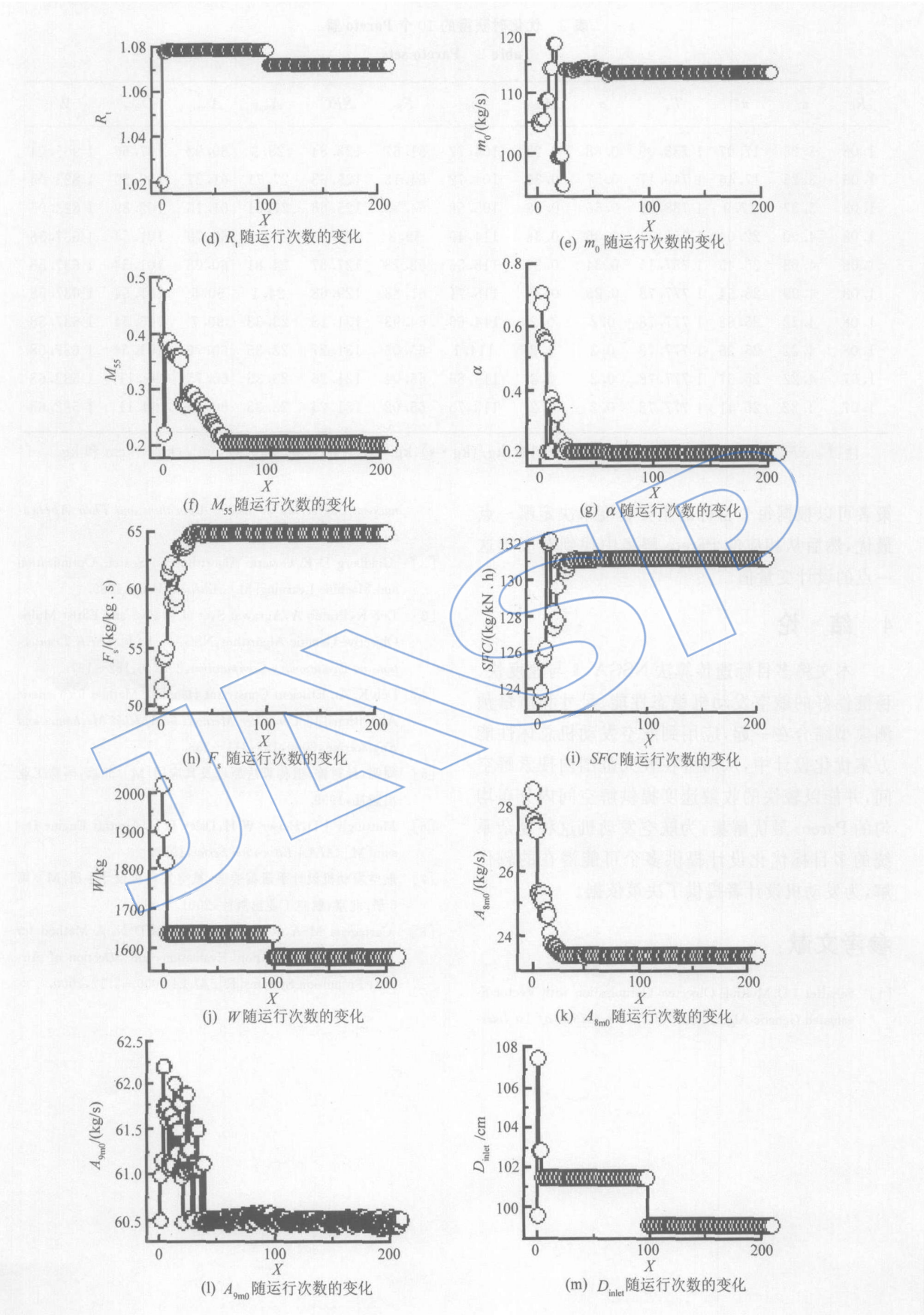


图3 多目标的优化过程图

Fig 3 Process of multiobjectives optim um

表2 优化时获得的10个Pareto解

Table 2 Pareto sets

R_t	π_{tr}^*	π_{tr}^*	T_4^*	α	Ma_{55}	m_0	F_S	SFC	A_{9n0}	A_{9m0}	D_{inlet}	W
1.08	3.25	17.07	1 738.09	0.68	0.22	104.77	51.67	123.84	28.3	60.92	107.66	1 905.04
1.08	3.25	17.46	1 740.17	0.57	0.39	104.72	54.13	125.63	27.71	61.27	102.89	1 823.05
1.08	3.37	17.9	1 738.38	0.56	0.38	105.58	54.33	125.66	27.51	61.16	102.89	1 823.05
1.08	4.00	22.04	1 756.11	0.35	0.36	114.49	59.8	128.33	25.16	60.79	101.54	1 637.58
1.08	4.08	25.45	1 757.15	0.34	0.36	118.56	58.73	127.37	24.81	60.08	101.54	1 637.58
1.08	4.09	25.54	1 777.78	0.25	0.35	118.71	61.88	129.68	24.1	60.5	101.54	1 637.58
1.08	4.22	25.62	1 777.78	0.2	0.2	114.65	64.93	131.18	23.33	60.7	105.54	1 637.58
1.08	4.22	25.35	1 777.78	0.2	0.2	114.1	65.05	131.27	23.35	60.76	101.54	1 637.58
1.07	4.22	25.37	1 777.78	0.2	0.2	113.86	65.04	131.26	23.35	60.75	99.11	1 582.63
1.07	4.22	25.41	1 777.78	0.2	0.2	113.75	65.02	131.25	23.35	60.74	99.11	1 582.63

注: F_S , SFC , A_{9n0} , A_{9m0} , D_{inlet} 和 W 的单位分别为: $\text{kg}/(\text{kg} \cdot \text{s})$, $\text{kg}/(\text{kN} \cdot \text{h})$, $\text{cm}^2/(\text{kg}/\text{s})$, $\text{cm}^2/(\text{kg}/\text{s})$, cm 和 kg 。

策者可以根据每个目标的重要程度来决定哪一点最优, 然后从相应的Pareto 解集中找到对应于这一点的设计变量值。

4 结 论

本文将多目标遗传算法NSGA II与速度快、稳健性好的航空发动机稳态性能、尺寸和质量预测模型结合在一起, 应用到航空发动机总体性能方案优化设计中, 从而可在较大范围内搜索解空间, 并能以较快的收敛速度提供解空间内分布均匀的Pareto 最优解集, 为航空发动机这种复杂系统的多目标优化设计提供多个可能潜在的较优解, 为发动机设计者提供了决策依据。

参考文献

[1] Schaffer J D. Multiple Objective Optimization with Vector Evaluated Genetic Algorithms[R]. In *Proceedings of 1st*

International Conference on Genetic Algorithms and Their Applications, 1985, 100: 93~100

[2] Goldberg D E. Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning[M]. Addison-Wesley, 1989

[3] Deb K, Pratab A, Agrawal S, et al A Fast and Elitist Multi-Objective Genetic Algorithm: NSGA-II[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2002, 6: 182~197.

[4] Deb K. An Efficient Constraint Handling Method for Genetic Algorithms[J]. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, 2000, 186: 311~338

[5] 周明, 孙树栋. 遗传算法原理及其应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 1999

[6] Mattingly J D, Heiser W H, Daley D H. Aircraft Engine Design[M]. AIAA Education Series, 1987.

[7] 航空发动机设计手册编委会. 航空发动机设计手册[M]. 第5册. 北京: 航空工业出版社, 2001.

[8] Cartagena M A, Rosario J E, Mavris D N. A Method for Technology Identification, Evaluation, and Selection of Aircraft Propulsion Systems[R]. AIAA 2000-3712, 2000