

文章编号: 1000-8055(2007)02-0285-06

应用多目标遗传算法的叶栅气动 优化设计

金东海, 桂幸民

(北京航空航天大学 能源与动力工程学院, 北京 100083)

摘 要: 采用 Pareto 排名策略和共享小生境技术, 实现遗传算法的多目标优化设计. 叶栅的气动性能通过求解二维 Navier-Stokes 方程获得. 本文中压气机叶栅的多目标优化确定为在给定条件下同时追求高增压比和低总压损失系数. 优化设计获得的 Pareto 解集显示出本文发展的优化设计平台能够较好的实现多目标的气动优化设计.

关 键 词: 航空、航天推进系统; 压气机; 遗传算法; 优化设计

中图分类号: V231.3

文献标识码: A

Aerodynamic design optimization of cascade airfoils based on multiobjective genetic algorithm

JIN Dong-hai, GUI Xing-min

(School of Jet Propulsion,

Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100083, China)

Abstract: A multiobjective genetic algorithm (GA) has been developed by introducing Pareto ranking and fitness-sharing techniques. Performance of the cascade airfoils was evaluated based on the two dimensional Navier-Stokes equations. To demonstrate the feasibility of the algorithm, a multiobjective design optimization of cascade airfoils was performed for minimizing the total pressure loss coefficient and maximizing the high pressure ratio at the same time. The optimization results show that the present method is effective and efficient in multiobjective aerodynamic design optimization.

Key words: aerospace propulsion system; compressor; genetic algorithm (GA); optimization

提高叶轮机的气动性能对于航空航天工业来说具有重要的意义. 长期以来, 压气机、涡轮的气动设计和改进型主要是在“试错”的基础上完成的, 周期长, 费用高, 对设计人员经验依赖程度大. 在过去的近 30 年中, 随着计算机技术的飞速发展和 CFD 技术的日臻成熟, 数值模拟在叶轮机

械设计中承担了越来越多、越来越重要的工作; 同时随着优化理论和优化计算技术的飞跃发展, 优化已经成为诸多工程设计领域的热点问题. 将优化设计技术引入到叶轮机气动设计领域, 由计算机仿真数值优化设计完成设计 - 分析 - 改进的循环过程, 可以有效的提高效率, 降低成本, 并获

收稿日期: 2005-01-17; 修订日期: 2006-04-18

基金项目: 国家自然科学基金资助(50076001; 50136010)

作者简介: 金东海(1977-), 男, 辽宁辽阳人, 北京航空航天大学能源与动力工程学院流体机械系博士生, 主要从事压气机气动数值优化设计的研究.

得更优的设计结果^[1,2].

反问题方法在叶型气动优化中得到了较为成功的应用^[3],但是它需要设计者给定优化叶型表面的压力或速度分布,然后逆向求解得到叶型几何.这一方法不需要在设计和改进之间往复迭代,相对效率较高,但是也存在着难以克服的缺点,诸如要根据经验预先给定优化叶型表面的气动参数分布,难于计算求解,难以拓展到三维优化等.上述因素在一定程度上限制了其更广泛的应用.

正问题方法通常是对一个给定初始几何叶型

根据流场分析结果进行反复修改,最终获得具有良好气动性能的优化叶型,这是一个由设计者人为完成的寻优过程.如果在上述过程中引入优化理论,替代设计人员完成对流场结果的判断和对叶型的修改,实现自主寻优,就构成了正问题数值优化设计.与反问题方法相比,正问题数值优化方法可以进一步减少对设计者主观经验的依赖,可移植性好、可拓展性强、灵活可靠,并便于开展多目标多学科综合优化设计^[4,5].

叶轮机械设计本质上应该是多目标优化设计,比如压气机设计追求的目标就是在总压损失最小的情况下获得最大增压比.在设计体系中单纯体现某一设计要求无法保证其他必要性能参数得到满足,只有相互协调平衡才能得到最佳的设计结果^[6].

根据极值问题求解方法的不同,可以将数值优化方法分为局部寻优方法和全局寻优方法.局部寻优方法可以收敛到局部极值点,而且速度较快,效率较高;其不足则是不能保证全局寻优,并且当设计变量不连续时,寻优过程将无法进行.与此相比,全局寻优方法克服了局部寻优方法容易陷入局部极值的缺点,且对设计空间不敏感(可以连续或不连续),不要求导数存在.作为全局寻优方法代表的遗传算法目前得到广泛应用,本文以简单遗传算法为基础发展出多目标优化算法,进行多目标正问题气动数值优化设计研究.

1 多目标遗传算法

多目标优化问题一般可以描述为:

$$\begin{cases} V - \max & f(X) = [f_1(X), f_2(X), \dots, f_s(X)]^T \\ \text{s.t.} & g_j(X) \geq 0 \quad (j = 1, \dots, p) \\ & h_k(X) = 0 \quad (k = 1, \dots, q) \end{cases} \quad (1)$$

其中:设计变量 $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$, $V - \max$ 表示向量极大化,即 $[f_1(X), f_2(X), \dots, f_s(X)]^T$ 中

各个子目标最大限度的达到极大化.

一般情况而言最优解不是唯一的,而是一个集合.所谓 Pareto 最优解,或称非劣解,就是这样一个最优解集.对于实际应用问题,必须根据对问题的了解程度及决策人员的个人偏好,从多目标优化问题的 Pareto 最优解集合中挑选出一个或一些解作为所求多目标优化问题的最优解.

遗传算法应用群体搜索策略,能够有效的应用于多目标优化问题最优解集合的求解.遗传算法中的交叉和变异体现了模拟生物进化的重要特征,交叉概率 p_c 和变异概率 p_m 的选取直接影响着算法的寻优质量和运行效率.本文采用的自适应技术就是为每一个个体提供最佳的交叉和变异概率参数.所谓自适应就是在寻优过程中交叉概率 p_c 和变异概率 p_m 可以随个体适应度和进化阶段的不同而自适应变化.有多种方法可以与遗传算法相结合应用于求 Pareto 最优解集合^[7],如权重系数变化法等.本文采用实数编码策略在遗传算法中采用了排名技术、共享小生境技术和优选技术,发展出多目标遗传算法.

1.1 排名技术

对于求极大值问题,设种群中有 2 个不同的个体 X_1 和 X_2 , $f = (f_1, f_2, \dots, f_s)$ 为求极大值的目标函数集合,如果 $f_i(X_1) \geq f_i(X_2)$, $i \in \{1, \dots, s\}$,且至少有 1 个 j ,使得 $f_j(X_1) > f_j(X_2)$,则称 X_1 优于 X_2 .

在当前种群中,如果有 m 个个体优于个体 X_i ,则 X_i 在种群中排名为 $1 + m$,适应度可以设定为 $\frac{1}{1 + m}$.如果种群中不存在任何 X 优于 X^* ,则称 X^* 是种群的非劣解,其排名始终为 1,适应度也始终为 1.在目标函数可行域内所有非劣解的集合就是 Pareto 最优解集.

1.2 共享小生境技术

求解多目标优化问题时希望得到分布合理的 Pareto 最优解集合,但是排序选择法等寻优操作都无法满足这一要求,为此在遗传算法中引入共享小生境技术来实现全局分区寻优.

Goldberg 等^[8]在 1987 年提出了基于共享机制的小生境实现方法.小生境技术是通过反映个体之间相似程度的共享函数来重新调整个体的适应度值,然后由遗传算子实现小生境的进化环境,其实际效应是将寻优空间划分为若干个子域,在每一个子域中选出优良个体作为该域的代表,然后通过选

择、交叉、变异等操作产生新一代的种群。

共享函数是反映个体之间关系亲近程度的一个函数.因为个体之间的亲近程度主要体现在个体基因型或表现型之间的相似性上,所以共享函数一般可以定义为个体基因型之间的海明距离或表现型之间的几何距离.以 $S(d_{ij})$ 表示共享函数, d_{ij} 表示个体 i 和 j 之间的某种关系.当个体之间比较相似时, $S(d_{ij})$ 就比较大,反之, $S(d_{ij})$ 就比较小.某个体 i 与群体内其他各个个体之间的共享函数数值之和定义为共享度,反映的是该个体与群体中其他所有个体的共享程度,用 S_i 来表示^[9]:

$$S_i = \sum_{j=1}^M S(d_{ij}) \quad (i = 1, 2, \dots, M) \quad (2)$$

则个体的适应度通过下式来进行调整:

$$F_i^t(x) = f_i(x) / S_i \quad (i = 1, 2, \dots, M) \quad (3)$$

不难发现,个体新的适应度的大小与该个体的共享度直接相关,共享度较大,则新适应度较小,共享度较小,则新适应度较大.同时,适应度的大小又直接影响到遗传概率的大小,所以通过共享函数来调整适应度,实际上就是通过个体与群体所有个体之间的相似性的不同来控制个别个体的过度增长,构筑了小生境的进化环境,达到了维护群体的多样性,防止过早收敛的目的。

1.3 优选技术

由于遗传算法是一种随机概率搜索方法,所以进化群体中性能优良的个体不能保证一定能够遗传到下一代,从而造成重要遗传信息的丢失.为防止上述问题的出现,在进化过程中采用了优选技术,即每一代群体中排序为 1 的个体不进行交叉和变异等操作,直接复制到下一代群体中。

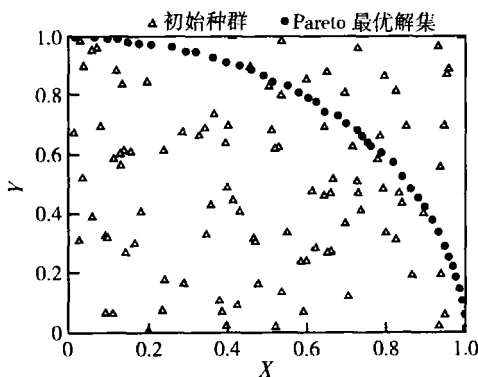


图 1 Pareto 最优解集
Fig. 1 Pareto front

需要注意的是,单存的优选很容易导致过早

收敛,所以需要与小生境等技术结合应用才能够发挥良好的作用。

1.4 算法性能测试

为进行算法的性能测试,选取一个简单的多目标优化函数^[10]:

$$\max\{x; y\} \quad \text{s.t.} \quad x^2 + y^2 \leq 1 \quad (4)$$

其中: $x, y \in [0, 1]$.

图 1 中三角形点为随机分布的初始种群,圆点为 Pareto 最优解集.可见,应用本文发展的程序可以较可靠的进行多目标优化。

2 算 例

本文多目标优化设计所选用的初始叶型为一 NACA 叶型,其几何气动边界条件定义如图 2 所示。

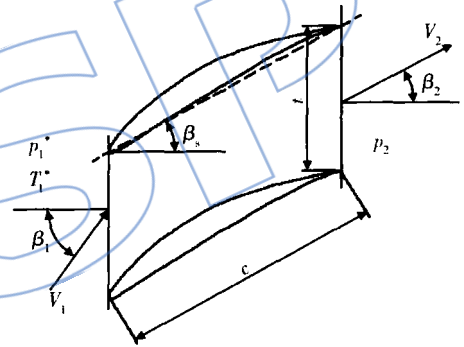


图 2 叶型几何进出口气动边界条件定义
Fig. 2 Definition of inlet and outlet flow condition

其中:基元安装角 $\beta_s = 33.6^\circ$,进口气流角 $\beta_1 = 47^\circ$,出口气流角 $\beta_2 = 20.6^\circ$,基元弦长 $c = 0.07 \text{ m}$,栅距 $t = 0.056 \text{ m}$,稠度 $\tau = c/t = 1.25$,最大相对厚度 $T_{\max}/c = 0.1$,最大相对厚度位置 $T_{\text{loc}}/c = 0.4$,前小圆半径 $R_{fe} = 1.2\%$,尾小圆半径 $R_{re}/c = 0.4\%$.

进口边界给定总压 p_1^* 、总温 T_1^* 和气流角 β ,出口给定背压 p_2 . V_1 为进口绝对速度, V_2 为出口绝对速度。

遗传算法的运行参数设定为:群体大小 $\text{pop-size} = 32$,交叉概率 $p_c = 0.9$,变异概率 $p_m = 0.05$.

叶型多目标优化函数:

$$f = [f_1, f_2] \quad (5)$$

$$f_1 = 1 - \omega \quad (6)$$

$$f_2 = p_2 / p_1 \quad (7)$$

其中: ω 为叶型总压损失系数, $\omega = (p_1^* - p_2^*) / (p_1^* - p_1)$, p_2 为出口背压, p_1 为进口压力。

为保证优化叶型的强度,在优化过程中保持叶型最大相对厚度不变。

叶型采用传统中弧线加叶片厚度分布的生成方法.叶型中弧线由3次Bezier函数定义,给定前尾缘半径和最大相对厚度,再由3次样条函数拟合出厚度分布.如图3所示。

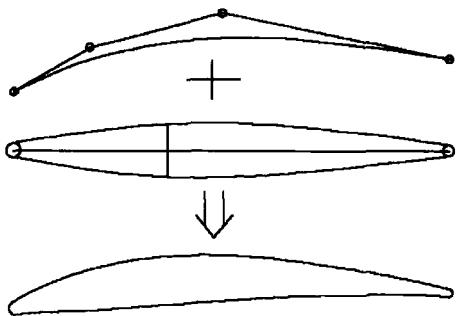


图3 叶型生产方法

Fig.3 Method of producing cascade airfoil geometry

通过3次Bezier曲线控制中弧线的形状,其中弧线前缘点切线方向保持不变,即保证叶型进口气流角方向不变,尾缘点切线方向在 $[-10.0^\circ, 5.0^\circ]$ 度范围内变化.Bezier曲线的1和4控制点不变,2和3控制点分别在1和4控制点切线方向运动变化^[2].最大相对厚度位置在 $[0.35, 0.45]$ 之间变化.这样就有4个优化变量。

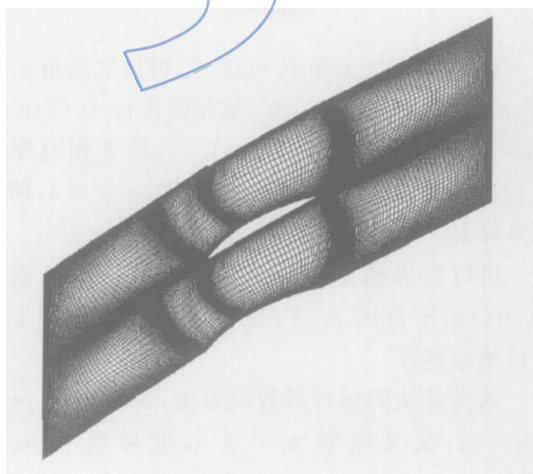


图4 计算网格

Fig.4 Grids of cascade airfoil

网格用NUMECA软件的IGG网格生成器生成,网格数为65(周向)×385(流向),如图4所示.流场计算用NUMECA软件的Fine求解器,湍流模型选用的是S-A一方程模型。

3 计算结果

图5给出了Pareto最优解集中具有代表性的五个叶型几何,从下至上依次标记为I~V号叶型.由上到下,压比逐渐降低,损失系数相应逐渐减小.从中可以看到,压比较大,则所对应叶型的弯度较大,气流在叶栅通道内流动折转角更大,扩压幅度大,流动经历更强的逆压梯度,分离程度越大,则总压损失势必相对较大.靠下的叶栅总压损失较小,叶型吸力面前缘弯度较大,中后部相对平滑,这有利于气流在叶栅通道内完成加速后逐步减速扩压平稳流动至尾缘,抑制流动分离的发生。



图5 Pareto 优化叶型

Fig.5 Variations of Pareto cascade airfoils

图6为Pareto最优解集中损失最小和压比最高的优化叶型与初始叶型的对比情况.图中横坐标 X/B 为叶片轴向相对弦长,左侧纵坐标 Y/B 为叶片相对纵坐标,右侧纵坐标 c_p 为压力系数, $c_p = (p - p_1) / (p_1^* - p_1)$.初始叶栅进口来流马赫数 $Ma_1 = 0.6$ 。

图6(a)所示为Pareto最优解集中损失系数最小的I号叶型与初始叶型的对比,可以看出,I号叶型中后部变得更为平直,其在吸力面前段迅速加速到最大速度之后持续平稳的减速增压至尾缘.图6(b)所示为Pareto最优解集中压比最大的V号叶型与初始叶型的对比,可以看出,V号叶型弯曲程度变大,提高了叶栅的扩压能力,其吸力面加速幅度更大,在靠近尾缘的区域表面静压曲线趋于平缓,说明存在一定的流动分离。

图7为初始叶型与I和V号叶型马赫数等值线对比图,从中我们可以看出V号叶型的尾迹相

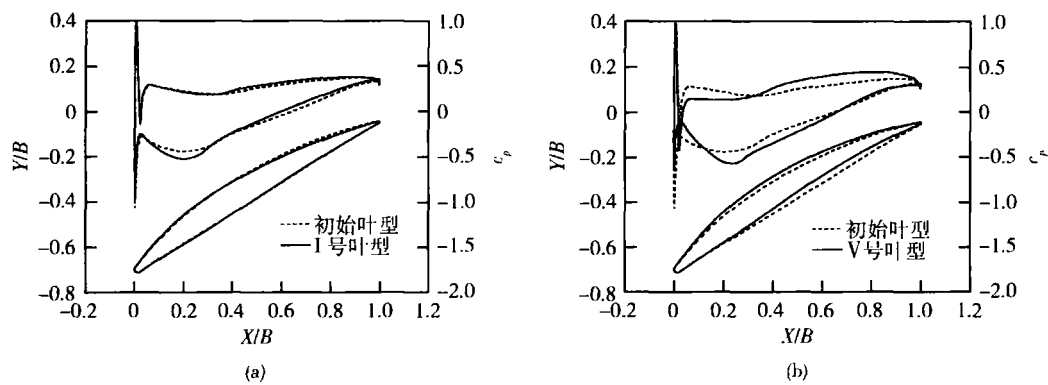


图 6 Pareto 优化与初始叶型的对比
Fig. 6 Comparison of optimal and original results

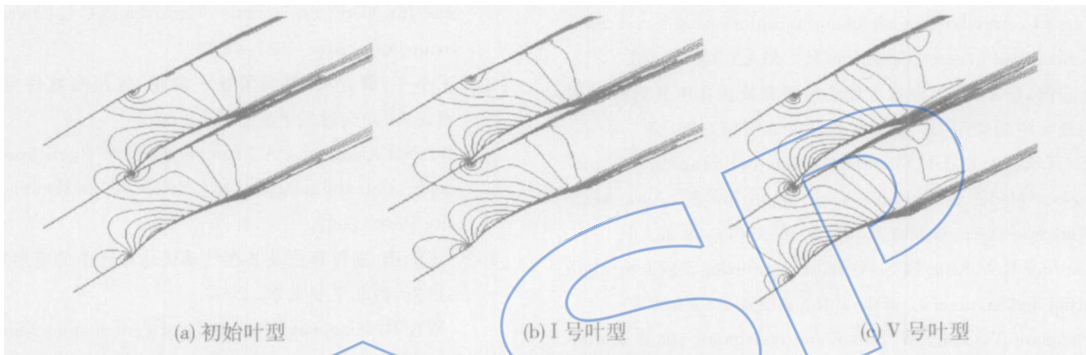


图 7 马赫数等值线图对比
Fig. 7 Comparison of Mach number contours

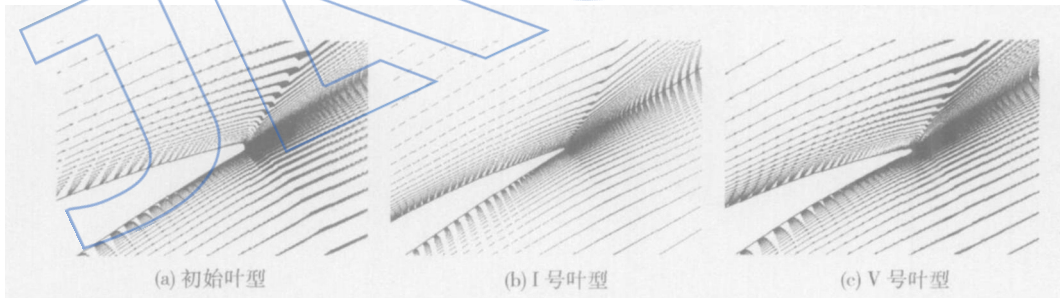


图 8 速度矢量图对比
Fig. 8 Comparison of velocity vector distribution

对较宽, I号叶型的较窄.图 8 所示为初始叶型与 I和 V号叶型速度矢量对比图,从中我们可以看到初始叶型在吸力面尾缘有分离流动, I号叶型吸力面尾缘流动分离基本消除, V号叶型吸力面尾缘分离现象较为明显.

表 1 叶型气动参数对比

Table 1 Comparison of cascade airfoil performance		
叶 型	静压比(p_2/p_1)	损失系数(ω)
初始叶型	1.107 6	0.027 2
I号叶型	1.110 4	0.025 7
V号叶型	1.124 5	0.030 5
II号叶型	1.113 9	0.027 0

表 1 给出了 Pareto 最优解集中 I, V和 II号叶型与初始叶型的参数对比. 损失最小的 I号叶型压比也较初始叶型有了一定提高;压比最高的 V号叶型比初始叶型压比提高了 15 %,但其损失系数也增大了 12 %. 设计者可以根据实际需求从中选取最终的一个或几个叶型作为最终的设计结果.

4 结 论

- (1) 引入排名技术、共享小生境技术和优选技术的遗传算法能够有效的实现多目标优化设计.
- (2) 本文发展的多目标优化设计平台应用于压气机叶栅气动优化设计显示出了较高的可靠性

和效率.

(3) 本文尝试进行的叶栅多目标优化设计工作还有待于进一步细化、深化. 叶型定义方法比较简单, 叶型搜索空间有一定局限. 多目标设计应该广义的包含多设计点、多目标参数和多学科的综合优化设计.

(4) 二维叶型的优化还不具备足够的工程应用价值, 因而实现高精度、高灵活性的全三维叶型参数定义, 开展三维优化设计是下一阶段的重要工作.

参考文献:

- [1] Terry L. Aerodynamic shape optimization using a real-number-encoded genetic algorithm[R]. AIAA 2001-2473.
- [2] 金东海, 桂幸民. 混合遗传算法的研究及其在压气机叶型优化设计中的应用[J]. 航空学报, 2006, 27(1): 29-32.
JIN Donghai, GUI Xingmin. Design optimization of compressor blades by hybrid genetic algorithm[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2006, 27(1): 29-32.
- [3] Gardner B A, Selig M S. Airfoil design using a genetic algorithm and an inverse method[R]. AIAA 2003-0043.
- [4] Mengistu T, Ghaly W. Single and multipoint shape optimization of gas turbine blade cascades[R]. AIAA 2004-4446.
- [5] 朱自强, 付鸿雁, 吁日新, 等. 翼型和机翼的多目标优化设计研究[J]. 中国科学 E 报, 2003, 33(11): 999-1006.
ZHU Ziqiang, FU Hongyan, YU Rixin, et al. Multiobjective design optimization of airfoil and wing[J]. Science in China, 2003, 33(11): 999-1006.
- [6] Obayashi S, Tsukahara T, Nakamura T. Multiobjective genetic algorithm applied to aerodynamic design of cascade airfoils[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2000, 47(1): 211-216.
- [7] 周明, 孙树栋. 遗传算法原理及应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 2002.
ZHOU Ming, SUN Shudong. Genetic algorithms: theory and applications[M]. Beijing: National Defence Industry Press, 2002.
- [8] Goldberg D E, Richardson J. Genetic algorithms with sharing for multimodal function optimization[A]. In: Proc. of 2nd Int. Conf. on Genetic Algorithms[C]. Lawrence Erlbaum Associates, 1987: 41-49.
- [9] 王小平, 曹立明. 遗传算法—理论、应用与软件实现[M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2002.
WANG Xiaoping, CAO Liming. Genetic algorithms: theory, application and program[M]. Xi'an: Xi'an Jiaotong University Press, 2002.
- [10] 王晓鹏. 遗传算法及其在气动优化设计中的应用研究[D]. 西安: 西北工业大学, 2000.
WANG Xiaopeng. The study of genetic algorithm and the applications in aerodynamic design optimization[D]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University, 2000.