

文章编号: 0258-1825(2009)02-0167-06

遗传算法在气动优化问题中的适应性分析

常彦鑫, 高正红

(西北工业大学航空学院, 陕西 西安 710072)

摘 要: 由于在理论上可找到全局最优解、不需计算灵敏度、对设计空间无特殊要求等这些优点, 遗传算法(GA)在气动优化问题中得到了大量的应用。然而, 实际应用中算法的理论收敛条件很难满足, 面临着严重的计算效率问题。在具体应用中, 气动问题本身的特点对算法参数选取和进程设计提出了适应性的要求。本文在分析算法优化机制的基础上, 针对气动优化自身特点, 以典型气动优化问题为例, 对优化参数的设置进行了分析讨论。分析总结了翼型优化问题中参数化模型设计变量维数增加对翼型优化问题的影响, 给出了初步定量的参数取值规律。结果表明参数化模型应当选择足够大的变量维数来描述设计空间, 在变量维数确定之后选取合理种群规模和截止代数, 以保证优化结果的收敛性。所得定性和部分定量的结果可以为优化算法在气动优化中的应用提供依据。

关键词: 遗传算法; 气动优化设计; 适应性

中图分类号: V211.41+2

文献标识码: A

0 引言

遗传算法(GA; Genetic Algorithms)是模拟生物在自然环境中的遗传和进化过程而形成的一种自适应全局优化概率搜索算法。遗传算法的优化机理是: 从随机生成的初始群体出发, 采用基于优胜劣汰的选择策略选择优良个体作为父代; 通过父代个体的复制、杂交和变异来繁衍进化子代种群。经过多代的进化, 种群的适应性会逐渐增强。针对一个具体的优化问题来说, 优化结束时, 具有最大适应值的个体所对应的设计变量值便是优化问题的最优解。

由于涉及流场激波、流动粘性以及粘性引起的流动分离等复杂非线性影响, 使得气动外形设计问题通常具有设计变量多、非线性、多峰值、变量间强耦合、强振荡等特点。因此对优化算法的全局最优性提出了很高的要求。同时, 气动问题本身的复杂性, 对算法在气动优化中的应用诸如算法的参数选取和进程设计甚至优化问题的模型建立都提出了适应性的要求。近年来, 许多人对算法设计和改进做了大量的研究, 应用在各个领域, 在飞机外形气动优化问题上也有很多应用^[1-3]。这些应用以算法进程设计改进为核心内容, 但常常忽略了研究问题的特点, 没有考虑优化问题本身对算法的参数配置要求。

本文首先以函数测试为例, 探讨如何针对一般优化问题的特点, 选取适当的参数配置以保证必要收敛性的要求与计算效率的匹配。在此基础上, 以翼型的设计为例, 定量比较了两类算法在翼型气动优化应用中的差异, 并对优化算法的参数设置进行了分析和讨论。希望能从算法设计和研究问题的特点两方面出发, 对算法应用方法进行探讨, 从中得到了一些结论可以对算法的选择应用提供指导。

1 气动优化问题的特点

为了改善优化效率, 许多研究着力于对算法进程设计的改进并且将改进的优化算法应用在工程优化问题中, 通过比较不同优化算法在同一优化问题下的结果来衡量算法应用的优劣和可用性。然而, 一个问题经常被忽略, 即为了达到全局收敛, 复杂问题本身对算法的参数配置也提出了很高的要求, 如 GA 的种群规模、截止代数、交叉变异概率等算法运行性能参数的设置。由于当前对这些参数的选取还缺乏准确和普遍的方法, 针对复杂问题算法参数设置的经验方法非常有限^[4], 在很多情况下, 正是参数设置的不当而非算法本身的缺陷, 使得算法应用结果的可靠性和精度大大降低。

• 收稿日期: 2007-10-07; 修订日期: 2008-02-14.

作者简介: 常彦鑫(1985-), 男, 硕士研究生, 飞行器设计专业。

由于流动与相应的空气动力随着外形变化非常敏感,变化规律难以描述,难以建立相应的显式模型,因此气动优化问题通常需要多变量的精确描述,这使得优化问题通常规模较大。其次,气动优化问题解空间的分布情况非常复杂,单个变量的细微变化和外形局部变化会引起全局气动特性的变化,同时各个变量间具有很强的耦合作用,使得优化过程极易陷入局部最优。由于优化过程中的优化目标及相关约束获取困难,使得优化的难度和工作量很大。此外,由于流动性能的 CFD 计算量较大,对优化的时间代价也有一定的要求。所以,气动优化问题应该根据优化要求折中考虑优化效率与收敛性对算法的参数有针对性的选取。

种群规模、截止代数、交叉概率和变异概率是 GA 中最常用的控制参数,对 GA 优化结果的质量和效率有着显著的影响。对于 GA 收敛速度和复杂性的研究,目前的结果不仅只限于非常特殊的 GA,而且还没有一个通用的合理的准则来度量 GA 的收敛速度,进化算子对收敛性影响的分析方法也只限于部分特殊情形的 GA^[4]。

从实际应用的角度来讲,针对种群规模和截止代数两个参数的控制对优化结果有较明显的影响。GA 出现过早收敛现象时,部分情况下增大种群规模和截止代数可以获得更好的优化结果。由于气动优化问题的计算量很大,种群规模和截止代数直接关系到计算代价,是参数设置中较为敏感的两个参数。因此本文中主要针对种群规模和截止代数,分析气动优化问题对参数设置的要求,随后的函数测试中也主要分析这两个参数。

2 函数测试

文中气动优化模型选取 14 个设计变量,与之相对应,函数测试选取具有多峰值特点的 Linear quadratic 问题^[5]10 维和 15 维情况进行测试。测试算法选用二进制编码的遗传算法,算法进程设计中结合最佳保留策略父子混合选择。测试函数为

$$\text{Min}F(x) = \sum_{i=1}^n [x_i^2 - A \cos(2\pi x_i) + A]$$

$x_i \in [-5.12, 5.12], i=1, 2, \dots, N, A=1.0$ 。A 为调节峰值分布的常数,本文中取为 1.0。该函数在定义域内有 $10n$ 个极小值,有一定的优化难度。

测试数据统计分析的方法用全局收敛率、收敛代数均值和收敛代数方差来衡量算法的全局收敛性能。全局收敛率 SR 定义为: $SR = M_s / M \cdot 100\%$ 。其中, M 是试验次数,本文中取 100, M_s 表示成功获得全局收敛解的次数。设第 i 次试验成功获得全局收敛解, G_i 表示是第 i 次首先获得全局收敛解的代数。 $G_A = \frac{1}{M_s} \sum_{i=1}^{M_s} G_i$, 定义首先获得全局收敛解代数的平均值,表明了算法获得全局收敛解的速度。 $G_D = \sqrt{\frac{1}{M_s} \sum_{i=1}^{M_s} (G_i - G_A)^2}$, 定义为首先获得全局收敛解代数的协方差,该参数反映算法收敛稳定性。

表 1 体现了 Linear quadratic 问题在不同 GA 参数设置和不同维数下的优化结果。从中可以看出,种群规模和截止代数的设置对优化结果有着重要的影响,Linear quadratic 问题维数的增加使得优化问题对参数设置的要求也增加了。要使优化结果达到一

表 1 不同维数情况下测试函数的收敛情况

Table 1 Convergence of test function in different variable dimensions

维数	GA 参数及优化相关结果					
	种群规模	截止代数	收敛率 (%)	收敛代数均值	收敛代数方差	计算时间
N=10	40	150	65	117.77	18.85	27s
	60	150	81	104.55	16.86	42s
	80	150	81	101.48	15.15	55s
	100	150	86	95.88	16.24	69s
	120	150	87	89.61	17.26	90s
N=15	40	150	0	-	-	38s
	60	150	0	-	-	62s
	80	150	4	144.00	2.74	75s
	100	150	8	143.00	6.92	95s
	80	250	68	193.72	28.15	122s
	100	250	71	177.23	28.44	156s

个较高的收敛率,需要针对函数本身通过实际的测试来设置种群规模和截止代数。

3 典型气动设计问题算例测试及结果分析

3.1 测试算例 1

本文根据某跨声速翼型设计为例,对翼型设计过程中的优化参数的组合设置及其影响进行比较与分析。翼型的设计要求为:气动计算点 $Ma=0.80$, $Re=9 \times 10^6$, $\alpha=2.26^\circ$,基准翼型为 NACA0012,计算点下基准翼型的主要气动特性为:升力系数 $C_L=0.496$,阻力系数 $C_D=0.045$,升阻比 $K=11.01$ 。优化目标为最大升阻比 $K_{\max}$,满足的约束条件为在翼型面积变化不大的情况下翼型升力不减小,阻力不增加。目标函数和约束条件的数学描述分别为:

目标函数: $\text{Max}: f(X) = K$

$$g_1(X) = C_L \geq C_{L0}$$

约束条件: $g_2(X) = C_D \leq C_{D0}$

$$g_3(X) = |S - S_0| \leq 0.15$$

目标特性计算模型采用 N-S 方程作为流动控制方程,转捩设置为弦长 7% 处固定转捩,湍流模型选用 B-L 湍流模型,空间离散选用格心格式的中心有限体积法。在二阶中心差分格式中加入适当的高阶项增加格式的耗散性,采用五步龙格库塔时间推进格式,用 Jameson 隐式残值光滑技术和多重网格加速收敛,网格数为 256 乘 64。翼型参数化采用解析函数线性叠加法,翼型的形状由基准翼型、型函数及其系数来定义。选用 Hicks-Henne 型函数^[6],选取 14 个设计变量,其中 7 个厚度变量 7 个弯度变量。

首先分析比较同一种群规模不同代数下种群适应度值的变化情况。图 1 所示的三条曲线,为种群规模: $\text{popsize}=40$,截止代数: $\text{maxgen}=80$ 情况下 GA 种群平均适应度值、最大适应度值和最小适应度值随着计算代数的增加的变化。从曲线形状可以看出,初始状态种群个体适应度值分布比较均匀,差异性较大,而随着代数的增加种群个体开始逐步收敛到均值,最大适应度值也持续增大,到 20 代时个体最大差异约为 0.5,到 40 代时个体差异小于 0.1,收敛到了一个稳定值。

该优化计算得到的优化设计翼型外形如图 2,从翼型外形的变化来看,与基准翼型相比,前缘厚度略有减小,最大厚度位置后移,翼型整体变薄。由于对

称翼型变化到具有一定的弯度,升力有所增加,而最大厚度位置后移,翼型中后部变的更为平坦,使得产生激波位置后移,波阻减小,最终阻力系数减小,升阻比增加。

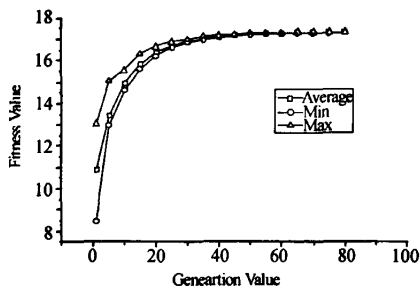


图 1 不同代数下种群适应度值

Fig. 1 Variation of fitness value in different generations

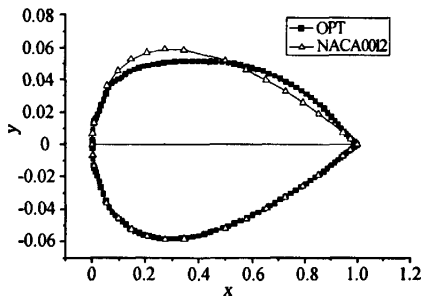


图 2 优化前后翼型形状

Fig. 2 Variation of airfoil geometry

表 2 列出并比较了不同种群规模和截止代数组合设置下升阻比的优化结果。从表中可以看出,在同样的种群规模下,随着截止代数的增大优化结果稳定增加。此外,在同样的截止代数下,优化结果体现的规律性差异较大。我们可以看到,当截止代数较小如 $\text{maxgen}=20, 30, 40$,如果种群规模从 30、40 增大到 60 时,计算得出的优化解的质量并没有明显改善,甚至是小种群规模得出的结果更好。当搜索代数和种群规模继续增大时,种群规模更大的群体体现出了搜索的优势并达到了相对更好的优化结果。但是,当计算种群规模和截止代数超过一定数量后,优化结果差异不大,本文计算了种群规模为 120 和截止代数为 150 的情况,获得的优化结果为 17.38687。通过比较可以看出, $\text{popsize}=30, \text{maxgen}=60$ 和 $\text{popsize}=40, \text{maxgen}=40$ 情况下的计算结果 17.18 已经和这个结果非常接近。

从工程要求的角度来看,利用这种较小种群规模和截止代数设置下得到的优化结果已经可以满足

表 2 不同种群规模与截止代数所得适应值比较

Table 2 Variation of fitness value in different popsize and maxgen

规模 \ 代数	20	30	40	60	80
20	16.20	16.08	16.65	16.54	16.59
30	16.47	16.75	17.00	16.97	16.99
40	16.57	16.99	17.18	17.18	17.09
60	17.15	17.19	17.30	17.29	17.29
80	17.27	17.31	17.32	17.35	17.35

对优化结果的精度要求,所以实际中后续的大量计算是没有意义的。

3.2 测试算例 2

通常气动优化问题的复杂程度与优化模型的复

杂程度也相关。对于翼型优化设计问题而言,翼型参数化模型的维数的增加,反映了翼型的更精确描述,有助于优化结果的改善。文献[1,2,7]分别选取设计变量数为 12、14 和 24,进行了相关的翼型设计研究。为了验证不同设计变量维数对采用 GA 优化方法中的种群规模与截止代数等参数的要求,同时考察对翼型设计质量的影响,我们在算例 1 模型的基础上,通过比较相同参数化模型在 10 维、14 维和 18 维下的优化结果,为气动外形优化设计中外形模型的设计提供参考。

表 3 所示为设计变量维数分别取 10、14、18 时不同种群规模和截止代数设置下的优化结果比较。优化值后的百分数表示本次计算结果与同维数下计

表 3 不同设计变量维数对优化设计结果的影响比较

Table 3 Variation of optimization result in different design variable dimensions

维数	优化结果/与同维数下计算最优结果的相对比值							
	种群规模		10		20		30	
	截止代数							
10	20		14.40	95%	14.34	95%	14.55	97%
	40		14.66	97%	14.76	98%	14.83	98%
	60		14.89	99%	14.93	99%	15.02	100%
14	14		16.43	95%	16.27	94%	16.32	94%
	28		16.92	98%	16.98	98%	16.95	98%
	56		17.22	100%	17.18	99%	17.24	100%
18	18		17.40	87%	17.85	89%	18.37	92%
	36		18.78	94%	19.20	96%	19.47	98%
	72		19.38	97%	19.78	99%	19.88	100%

算最优结果的相对比值。从优化结果来看,维数的增加使得不同参数设置下优化结果间的差值增大,表 3 中 $n=10$ 时最小参数设置和最大参数设置下相对差值为 5%,在 $n=18$ 时,这个差值增大到了 13%。计算结果的绝对差值也体现的很明显, $n=10$ 时绝对差值 0.62,而 $n=18$ 时达到了 2.51。这一点与函数测试结果反映的问题类似,维数的增加使得优化问题对种群规模和截止代数参数设置提出了更高的要求,需要更大的数值设置来保证收敛。

图 3 和图 4 分别以种群规模和维数的比值($popsize/dimension$)作为横坐标,优化的绝对数值($absolute\ opti.\ result$)和达到最佳结果的相对比值($relative\ opti.\ result$)作为纵坐标,体现了不同种群规模和截止代数设置下优化结果的变化情况,希望从对两

表的分析中得出种群规模和截止代数设置与维数相关联的规律。从图中可以看出:第一,维数的增加扩展了设计空间的范围,使得优化搜索结果的质量有了

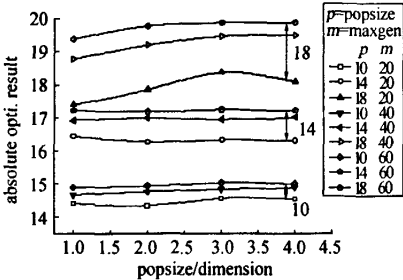


图 3 不同比值设置下的最优适应度值

Fig. 3 Variation of fitness value in different ratios of popsize and maxgen

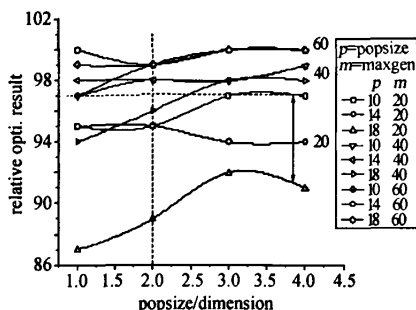


图4 不同比值下优化结果的收敛比率
Fig. 4 Variation of convergent percentage
in different ratios of popsize and maxgen

明显的提高,因此优化中必须设置足够大的变量维数来描述设计空间。第二,搜索代数较小时,优化结果的绝对数值和相对收敛比率都很差,而提高收敛代数超过一个阈值时收敛率有明显提高。第三,种群规模和维数的比值存在一个阈值,种群规模设置过小时很难得到较好的优化结果,优化问题对种群规模和维数比值有一定的要求。从图中来看,在收敛率保证高于97%的设计要求下,截止代数不得低于40,种群规模和维数比值应大于2。翼型气动优化参数的设置应从维数出发,首先选取足够大的变量维数来描述设计空间,然后设置与维数相匹配的种群规模和足够的截止代数与之匹配,才能保证满意的优化结果和收敛效率。

4 总结

本文集中于遗传算法在气动优化问题中的应用方法。首先以函数测试为例,说明复杂函数优化问题本身要求足够大的种群规模和截止代数才能满足收敛的要求,参数设置对优化的全局收敛性和收敛速度都有重要影响;一些问题随着维数的增加优化的难度也随之增大,需要更大的种群规模和截止代数与之匹配。然后以翼型设计为例分析了气动优化问题中的特点。算例分析结果表明:第一,参数化模型变量维数的增加扩展了设计空间的范围,使得优化结果有了明显的提高。第二,搜索代数对优化结果收敛率的影响很明显,截止代数的设置应高于所需的阈值。第三,优化问题对种群规模和维数的比值提出了要求,低于所需的阈值时很难有满意的收敛效率。本文所

得的定性和部分定量结果可以为优化算法在气动优化中的应用提供依据。

参考文献:

- [1] 刘洁等. 基于遗传算法的微型飞行器气动优化设计[J]. 空气动力学学报, 2005, 23(2): 173-177. (LIU Jie, et al. Aerodynamic optimization for micro air vehicle based upon genetic algorithm[J]. *Acta Aerodynamic Sinica*, 2005, 23(2): 173-177.)
- [2] 张亚峰等. 基于遗传算法的低雷诺数高升力翼型的优化设计[J]. 航空计算技术, 2006, 36(1): 97-99. (ZHANG Ya-feng, et al. Optimization design of a high-lift airfoil at low reynold numbers based on genetic algorithm[J]. *Aeronautical Computing Technique*, 2006, 36(1): 97-99.)
- [3] 张勇等. 基于 MATLAB 的现代优化算法在飞行器气动外形设计中的应用[J]. 宇航学报, 2003, 24(1): 103-106. (ZHANG Yong, et al. MATLAB-based modern optimal algorithm applied to aerodynamic configuration design of vehicles[J]. *Journal of Aeronautics*, 2003, 24(1): 103-106.)
- [4] 徐宗本等. 计算智能中的仿生学: 理论与算法[M]. 科学出版社, 2004. (XU Zong-ben, et al. *Bionics in computing intelligence: theory and algorithms*[M]. Science Press, 2004.)
- [5] 宋立明. 基于进化算法的轴流式叶轮机械叶栅气动优化设计系统的研究[D]. [博士学位论文], 西安交通大学, 2006. (SONG Li-ming. Study on aerodynamic optimization system of axial turbo machinery cascades based on evolution algorithms[D]. [Dissertation for Doctoral Degree]. Xi'an Jiaotong University, 2006.)
- [6] 王晓鹏. 遗传算法及其在气动优化设计中的应用研究[D]. [博士学位论文]. 西北工业大学, 2000. (WANG Xiao-peng. Aerodynamic configuration design of aircraft using genetic algorithms[D]. [Dissertation for Doctoral Degree]. Northwestern Polytechnical University, 2000.)
- [7] 钱瑞战等. 基于 N-S 方程的旋翼翼型优化设计方法[J]. 飞行力学, 2004, 22(1): 26-29. (QIAN Rui-zhan, et al. Rotor airfoil optimization design using navier-stokes equations[J]. *Flight Dynamics*, 2004, 22(1): 26-29.)

Applicability analysis of genetic algorithms using in aerodynamic optimization

CHANG Yan-xin, GAO Zheng-hong

(*Institute of Aeronautics, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China*)

Abstract: Genetic Algorithm(GA) has been applied in aerodynamic optimization for three reasons: First, it can theoretically find global optimum of complex optimization problems. Secondly, sensitivity calculation is not needed in the optimization process. Thirdly, it does not have any special requirement for design space. However, it is always very difficult to satisfy the theoretical convergence condition and severe problems on computation efficiency are confronted in practical application. It is considered that characteristics of aerodynamic problem raise a claim on algorithms parameter preference. In this thesis, the rule of GA parameter preference is discussed on the foundation of both algorithm process and aerodynamic problem analysis. Affect on airfoil shape optimization by variation of variable dimension in parametric model are analyzed and summarized. Elementary and quantitative rules for parameter preference are given. The results suggest that appropriate variable dimension should be set to describe the design space. Then population size and maximum generation should be set according to variable dimension. Some qualitative and partly quantitative results in this thesis can be used as basis for algorithm parameter preference on aerodynamic optimization design.

Key words: genetic algorithm; aerodynamic optimization; applicability