

# 基于全局灵敏度分析方法的气动设计研究

夏露, 杨梅花, 李朗, 张欣

(西北工业大学 航空学院, 陕西 西安 710072)

**摘要:**针对气动设计中遇到的具有大规模设计变量的优化设计工程,造成优化搜索难度大,计算代价高等问题,提出了一种基于全局灵敏度分析方法的分层优化设计方法。即选取 M-OAT 方法对设计变量进行全局灵敏度分析,根据灵敏度信息对设计变量进行分层,随后分别对各层设计变量进行优化。对翼型及机翼进行分层优化设计之后,与普通全参数优化设计系统相比,建立的分层优化系统可以在单次优化过程中有效减小设计变量的数目,减小优化搜索的难度,加快优化收敛速度,同时也能获得较好的优化结果。

**关键词:**气动设计;灵敏度分析;分层优化设计;全参数优化设计

**中图分类号:** V211.4

**文献标志码:** A

**文章编号:** 1000-2758(2018)01-0049-08

随着计算机技术的发展,基于智能优化算法与 CFD 技术相结合的气动优化设计方法已经获得了大量的研究与应用,其优点是具有良好的全局性、适应性和鲁棒性,且使用方便灵活<sup>[1]</sup>。但对于复杂气动布局而言,设计变量对输出目标的影响差异明显,若不加以区分处理,会对全局优化搜索造成一定的影响,同时,对于机翼、全机等具有大规模设计变量的优化问题,优化设计的复杂程度以及计算量的需求会随着设计变量的增加而急剧上升,对于一般的优化框架在优化效果与优化效率上构成了很大的挑战。针对以上问题,许多学者对全局灵敏度分析方法在气动设计中的应用展开了研究,如:国外学者 Sobieski 等<sup>[2]</sup>阐明了灵敏度分析方法在多学科优化设计领域的重要性;Peter 等<sup>[3]</sup>总结了灵敏度分析在气动优化设计中的一些应用方法。国内学者颜力等研究了复变量、自动微分等灵敏度分析方法在多学科设计中的应用<sup>[4]</sup>;姜亚楠等则研究了灵敏度分析方法在飞行器稳健优化设计中的应用<sup>[5]</sup>。由于灵敏度方法在分析和处理输入变量对输出值的影响上具有强大优势,在气动优化设计中也具有明显的优点,本文在前面学者研究的基础上,着力研究灵敏度分析方法在气动优化设计中的应用,以此丰富气动设计手段,提升气动优化效率与优化结果。

本文将全局灵敏度分析方法与气动优化设计相结合,根据设计变量对目标函数的灵敏度信息对设计变量进行分层,然后建立基于全局灵敏度分析方法的分层优化设计系统,对翼型以及机翼进行分层优化设计,并与普通的全参数优化系统对比分析。计算结果表明分层优化系统可以有效减少单次优化时的设计变量数目,减少优化搜索难度,加快优化收敛速度,同时获得较好的优化结果。

## 1 灵敏度分析方法研究

全局灵敏度分析方法是在可行域内研究输入变量对系统输出的影响,其特点是不仅能分析出单个输入变量对输出的影响效果,同时也能分析输入变量之间的相互作用对输出的影响效果,并且其分析过程具有全局性,能较准确地反应系统特征,因而被广泛应用于各个领域。全局灵敏度分析方法主要分为3类,蒙特卡罗类方法、筛选法和基于方差的方法。蒙特卡罗类方法大多是使用统计学的方法,其计算方法较为简单,但对非线性、非单调问题的灵敏度分析精度并不高。在筛选法中 OAT 方法计算原理简单,计算效率高,应用范围较为广泛。在方差法

收稿日期:2017-03-12

作者简介:夏露(1977—),女,西北工业大学副教授,主要从事飞行器气动优化设计及隐身研究。

中 Sobol 方法在灵敏度的定量分析方面具有较强的优势,不过存在计算量偏大的问题。下面重点介绍 OAT 方法和 Sobol 方法,并利用这 2 种灵敏度分析方法对相关函数进行灵敏度测试分析,以研究这 2 种灵敏度分析方法的性能与特点。

### 1.1 M-OAT 方法

筛选法中最简单的一种方法是 OAT 方法,这种方法的特点是每次只能分析一个因素对输出的影响。OAT 方法有很多种,其中 Morris 于 1991 年提出的 OAT 方法使用更为广泛,以下简称 M-OAT 方法<sup>[6]</sup>。

假设计变量  $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ , 共有  $n$  个分量。对于某个样本点,  $x_i$  对输出值的初步灵敏度值可用下式计算:

$$d_i(\mathbf{x}) = [y(x_1, \dots, x_{i-1}, x_i + \Delta, x_{i+1}, \dots, x_n) - y(\mathbf{x})] / \Delta \quad (1)$$

式中,  $\Delta$  为设计变量的变化量。先将设计变量  $\mathbf{x}$  的每个分量  $x_i$  的取值范围归一化与离散化, 每个分量从  $\{0, 1/(k-1), 2/(k-2), \dots, 1\}$  中取值。其中,  $k$  为参数的取样点个数。经过以上划分,  $n$  维的取值空间  $\Omega$  就拥有了  $n \times k$  个取样点,  $x_i$  便可从这些取样点中随机取样。取样矩阵方程如下:

$$B = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 1 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ 1 & 1 & 1 & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 1 & 1 & 1 & \dots & 1 \end{bmatrix}_{(n+1) \times n} \quad (2)$$

矩阵方程中每相邻 2 行只有一个参数的取值不同, 且其变化量为  $\Delta$ , 把这 2 行作为模型参数输入, 分别获得模型的输出结果  $y_i$  和  $y_{i+1}$  然后利用公式  $d_i(\mathbf{x}) = (y_{i+1} - y_i) / \Delta$  就能求出这个样本点中  $x_i$  的灵敏度值。进行  $n+1$  运算就可以得到  $x_1, x_2, \dots, x_n$  的灵敏度值, 重复上述的方式计算  $r$  次, 求取平均值即可得到  $x_i$  的灵敏度信息  $S_i$ , 即:

$$S_i = \frac{1}{r\Delta} \sum_{j=1}^r (f(B_{i+1}) - f(B_j)) \quad (3)$$

### 1.2 Sobol 方法

Sobol 方法是 Sobieski 在 1990 年提出的一种基于 Monte Carlo 积分灵敏度分析方法<sup>[7]</sup>, 是一种基于方差分解 (analysis of variance, ANOVA) 的方法。设所研究的计算模型的输入输出关系是由函数  $Y = f(\mathbf{X})$  表示, 其中  $\mathbf{X} = (X_1, X_2, \dots, X_n)$  表示  $n$  维输入

变量,  $Y$  表示一维输出变量, 设模型  $Y = f(\mathbf{X})$  可以分解为如下形式:

$$f(\mathbf{X}) = f_0 + \sum_{i=1}^n f_i(X_i) + \sum_{i \neq j} f_{ij}(X_i, X_j) + \dots + f_{12 \dots n}(X_1, X_2, \dots, X_n) \quad (4)$$

式中:

$$f_0 = E(Y)$$

$$f_i = E(Y/X_i) - f_0$$

$$f_{ij} = E(Y/X_i, X_j) - f_i - f_j - f_0$$

模型函数  $Y = f(\mathbf{X})$  可以分解为维数递增的  $2^n$  个子函数项。若输入变量之间是相互独立的, 则 (4) 式右端各项相互正交 (即协方差为 0), 因此, 可对左右两端求方差得到:

$$V(Y) = \sum_{i=1}^n V_i + \sum_{i \neq j} V_{ij} + \sum V_{12 \dots n} \quad (5)$$

令  $S_i = V_i / V(Y)$ , 则:

$$S_i = \frac{V(E(Y/X_i))}{V(Y)} \quad (6)$$

同理:

$$S_{ij} = V_{ij} / V(Y) = \frac{V(E(Y/X_i, X_j)) - V_i - V_j}{V(Y)} \quad (7)$$

以此类推, 并对 (5) 两端同除以  $V(Y)$ , 得到如下公式:

$$\sum_{i=1}^n S_i + \sum_{i \neq j} S_{ij} + \sum S_{12 \dots n} = 1 \quad (8)$$

式中  $S_i$  表示单个变量  $X_i$  对输出方差的贡献效果, 也被称为主效应, 是 Sobol 法中的一阶灵敏度指标;  $S_{ij}$  表示变量  $X_i$  与  $X_j$  的交叉影响效果, 即二阶灵敏度指标; 同理对于  $S_{12 \dots m}$  (其中  $m \leq n$ ) 表示的是一组输入变量  $\mathbf{X}(X_1, X_2, \dots, X_s)$  对输出的交叉影响。

## 2 算例测试

由于 M-OAT 和 Sobol 方法都依赖于样本数据, 不同的样本数量会对结果产生重要影响, 因此在具体计算过程中, 逐渐增加样本数量, 根据不同样本数量下的计算结果来判断灵敏度分析方法的分析效率和分析精度。算例中将会用到 2 个测试函数, 如表 1 所示。2 个测试函数中  $n$  均代表矢量  $\mathbf{x}$  的维数,  $x_i$  为  $[0, 1]$  之间均匀分布的输入变量, 参数  $a_i$  影响着  $x_i$  的灵敏度大小, 且  $a_i$  越小, 灵敏度值则越大。

表 1 测试函数

名称	表达式及特点
$G_1$ 函数	$y = \prod_{i=1}^n g_i(x_i)$ $g_i(x_i) = \frac{ 4x_i - 2  + a_i}{1 + a_i}$
$G_2$ 函数	$y = \prod_{i=1}^n g_i^*(x_i)$ $g_i^*(x_i) = \frac{3 \times  2 \cdot (x_i - \text{INT}(x_i)) - 1 ^2 + a_i}{1 + a_i}$

2.1 函数测试 1

选择  $G_1$  函数作为测试函数,算例中,设  $n = 6, S_i$  为  $x_i$  对函数的灵敏度值,  $a = [8, 2, 0.5, 1, 4, 16]$ , 研究 6 个输入变量对输出的影响。由参数  $a$  的设置可知  $x_i$  的灵敏度值大小排序理论上应为:

$$S_3 > S_4 > S_2 > S_5 > S_1 > S_6$$

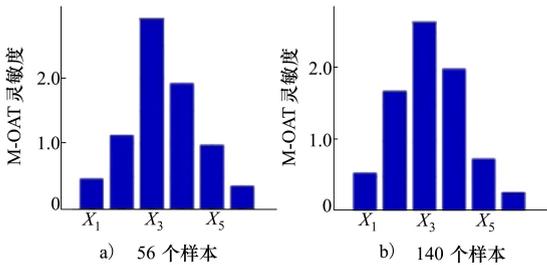


图 1 M-OAT 对  $G_1$  函数计算灵敏度情况

2.2 函数测试 2

本算例选择的测试函数为  $G_2$  函数。  $x_i$  为  $[0, 1]$  之间均匀分布的输入变量。本算例中设  $n = 10, a = [16, 8, 4, 2, 1.2, 0.7, 0.5, 0.25, 0.1, 0]$ , 即研究 10 个设计变量对输出的影响。由参数  $a$  的设置可知,输入变量的灵敏度信息排序理论上应为:

$$S_1 < S_2 < S_3 < S_4 < S_5 < S_6 < S_7 < S_8 < S_9 < S_{10}$$

图 3 是 M-OAT 方法的计算结果显示图,样本数以 330 个为基础,每次增加 330 个样本。由图可知,1 650 个样本的时候就能获得很好的结果。通过分析 1 650 个样本和 1 980 个样本的数据可知,对于同一输入变量,其误差大约在 5% 左右。说明即使大幅增加样本数量,其分析精度的提升也不明显。

图 4 是 Sobol 方法灵敏度分析结果显示图。Sobol 方法对样本数的依赖较大,所以本算例中分别

分别使用 M-OAT 方法和 Sobol 方法对函数进行设计变量的灵敏度计算,以检验各灵敏度分析方法性能。

图 1 是 M-OAT 方法的计算结果显示图,样本数以 28 为基础,每次增加 14 个样本。由图 1 可知,大约在 56 个样本的时候,MOAT 方法就已获得不错的结果,且随着样本数的增加,灵敏度信息变化并不大。由此可知,MOAT 方法对样本数量的要求较低,且收敛速度较快。

图 2 是 Sobol 方法的计算结果显示图,样本数以 32 为基础,每次增加 16 个样本。由图 2 可知,大约在 120 个样本的时候,Sobol 方法才获得较不错的结果,之后随着样本数的增加,灵敏度信息还有一定的波动。由此可知,Sobol 方法对样本数的依赖性较强,当样本数量很少时,计算结果有一定的误差,收敛速度较慢。

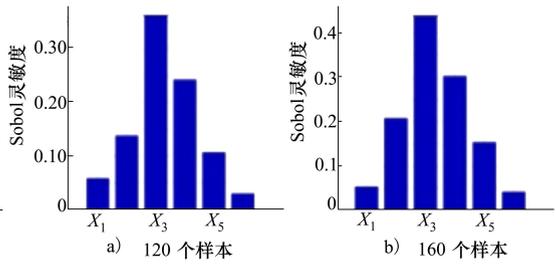
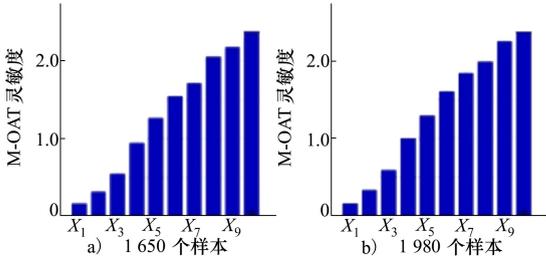
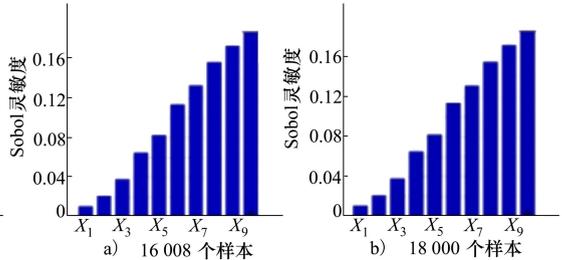


图 2 Sobol 方法对  $G_1$  函数计算灵敏度情况

取 1 980、12 000、16 008、18 000 个样本再次进行验证。由图 4 可知,对于 10 个输入变量的问题,Sobol 方法大约在 16 008 个样本的时候才获得较好的结果,然而 M-OAT 在 1 650 个样本时就获得了不错的结果。通过分析 16 008 个样本和 18 000 个样本的数据可知,对于同一输入变量,其误差大约在 1% 左右,其计算精度达到了相当高的水平。

由以上分析可知,M-OAT 方法的特点是当样本数量较少时,其已有相对不错的分析精度,即对样本依赖性较小;而 Sobol 方法的特点是当样本数量较少时,其计算精度较差,只有当样本数量很大时,其计算精度较高,即对样本依赖性较大。且根据计算耗时可知,M-OAT 方法计算效率较高,而 Sobol 方法计算效率较低。

图3 M-OAT对 $G_2$ 函数计算灵敏度情况图4 Sobolj方法对 $G_2$ 函数计算灵敏度情况

### 3 基于全局灵敏度分析的分层优化设计

考虑到气动优化设计较为复杂,计算量偏大,且不需要太高的灵敏度分析精度,本文选用 M-OAT 方法建立分层优化设计系统。具体方法如下:先利用 M-OAT 方法对设计变量进行灵敏度分析,再根据设计变量灵敏度大小对其进行分层,然后分别对每一层设计变量进行优化。在对某一层设计变量进行优化时,其余层内的设计变量设为最优定值,当所有层次设计变量优化完毕之后,其最优结果可作为一轮优化的结果。若要充分考虑到高低灵敏度设计变量间的耦合效果,可在一轮优化完成后,更新当前最优解进行下一轮优化,直到优化收敛为止。

#### 3.1 分层优化设计框架

基于以上分析,本文建立的基于全局灵敏度分析的分层优化设计系统把一个复杂的优化问题简化为  $n$  个相对简单的子优化问题,其框架如图 5 所示:

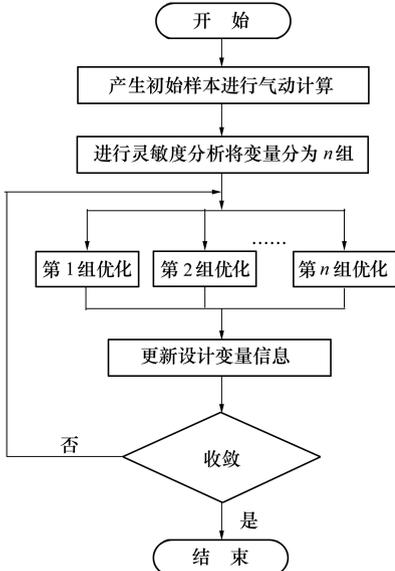


图5 分层优化设计框架

#### 3.2 翼型分层优化设计

本节将使用分层优化设计框架对翼型进行优化设计,并与普通全参数优化框架的结果进行对比,为尽量减小计算复杂程度,分层优化框架和普通全参数框架的算法均使用普通粒子群算法,种群规模为 25<sup>[8]</sup>。对 RAE2822 翼型进行单个设计点的减阻优化设计。

设计状态:  $Ma = 0.73, \alpha = 2.28^\circ, Re = 5.51 \times 10^6$

优化目标为最小化翼型阻力系数,约束条件为保持升力系数上下浮动 2%,翼型的力矩系数不减小,翼型最大厚度及面积不减小。

约束如下:

$$\begin{cases} \min C_D \\ \text{subject to: } |C_L - C_{L0}| \leq 0.02 \\ A \geq A_0 \\ t \geq t_0 \\ C_M \geq C_{M0} \end{cases}$$

式中,  $C_D$  为阻力系数,  $C_{L0}$  为原始升力系数,  $C_L$  为升力系数,  $A$  为翼型面积,  $A_0$  为原始翼型面积,  $t$  为翼型最大厚度,  $t_0$  为原始翼型最大厚度,  $C_M$  为力矩系数,  $C_{M0}$  为原始翼型力矩系数。

采用 CST 参数化方法对翼型进行参数化,上下表面各 6 个控制参数,即设计变量总数为 12 个。使用雷诺平均 N-S 方程进行流场计算,湍流模型选  $k-\omega$  SST 模型,采用结构网格,并利用调用脚本文件方式自动生成网格。

##### 3.2.1 灵敏度分析结果

设计变量灵敏度分析结果,如图 6 所示,其中  $X_1 \sim X_{12}$  代表翼型的 12 个设计变量,且以从翼型上表面到下表面,从前缘到后缘的顺序。

由图 6 可以看出,104 个样本之后的灵敏度信息变化不大。根据灵敏度信息值可知第 2~4 设计变量对阻力系数的灵敏度值较大,而这几个设计变量主要影响着激波的强弱与发展,与实际情况较为

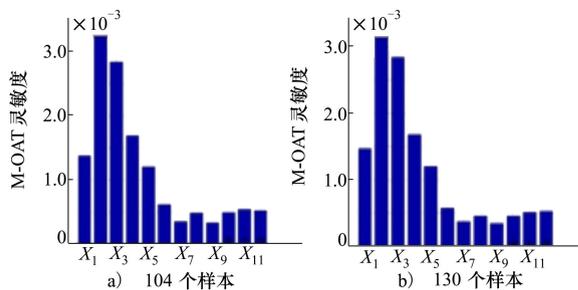


图 6 各设计变量灵敏度分析情况

符合。综合设计变量数及灵敏度信息,考虑对其进行 2 层 1 轮优化,即将灵敏度最大的前 5 个设计变量分类为第 1 层,而其余 7 个设计变量分类为第 2 层,然后对第 1 层、第 2 层设计变量进行一轮优化设计。

### 3.2.2 翼型优化结果对比

根据上面的灵敏度分析结果,对 RAE2822 翼型进行分层优化设计。第 1 层的迭代次数取为 19 代,CFD 调用次数为 500 次 ( $25+25 \times 19 = 500$ ),第 2 层的迭代次数取为 20 代,CFD 调用次数为 500 次 ( $25 \times 20 = 500$ ),并与迭代次数为 39 代的普通全参数优化框架下的结果进行对比,如表 2 所示。其中 Opt1 和 Opt2 分别是第 1 层和第 2 层优化结果,OptN 是普通全参数优化结果。

表 2 普通优化与分层优化气动数据对比

翼型	$C_L$	$C_D$	$C_M$	最大厚度
RAE2822	0.672 0	0.015 00	-0.086 4	0.121 0
Opt1	0.666 7	0.013 75	-0.085 3	0.123 6
Opt2	0.667 2	0.013 64	-0.079 7	0.121 2
OptN	0.665 6	0.013 62	-0.078 3	0.121 1

由表 2 可知,Opt1 的阻力系数比 OptN 的稍大,而 Opt2 的阻力系数与 OptN 的结果却非常接近,表明本文建立的分层优化框架可以在单次优化过程中减小设计变量数目的同时获得相对不错的优化结果。图 7 为分层优化框架与普通优化框架收敛历史对比情况。由图可知,分层优化框架中第 1 层优化迭代 12 次接近收敛,第 2 层优化迭代 6 次接近收敛,而普通优化需 35 次才接近收敛。与普通全参数优化设计相比,分层优化框架第 1 层和第 2 层优化收敛速度均较快,说明将高低灵敏度设计变量分开优化之后,可以有效减小设计变量之间的干扰,使得优化收敛速度变快。

图 8 和图 9 是 Opt1、Opt2 和 OptN 的压力系数对比,从压力系数分布对比图可以看出,初始翼型上表面存在一个较强的激波,经过 Opt1 优化之后,强激波得到削弱,但仍存在一个弱激波;经过 Opt2 优化之后,弱激波也得到消除;OptN 通过 39 代的优化后,激波同样得到消除,Opt2 与 OptN 相比,压力系数差别不大。

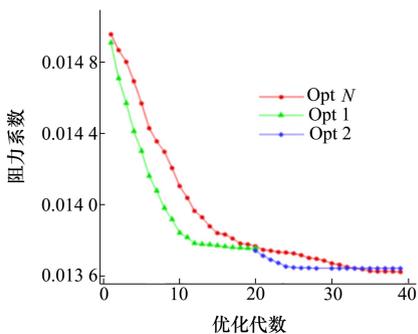


图 7 分层优化与普通优化的阻力系数优化历程比较

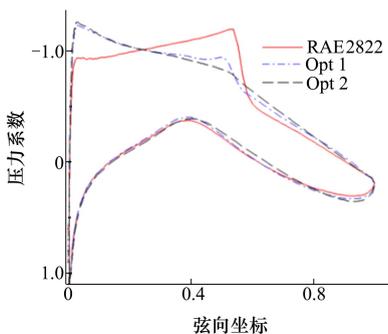


图 8 Opt1 与 Opt2 翼型压力系数对比

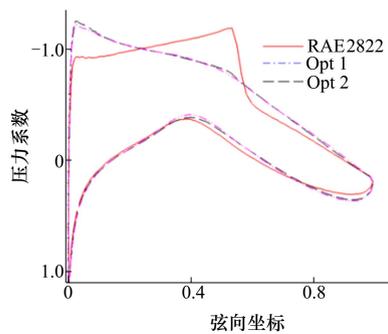


图 9 Opt2 与 OptN 翼型压力系数对比

图 10 和图 11 为原始翼型与各优化翼型对比图。从翼型形状来看,Opt1 的变化主要体现在头部有所增大,Opt2 在 Opt1 基础上减小了下表面的头部,前加载有所增强。OptN 与 Opt2 的翼型有所类似,都是在 RAE2822 基础上增大头部,下表面头部

有所减小。

由以上分析可知,在单次优化过程中减小了设计变量数目的情况下,分层优化框架依然能获得与普通全参数优化相近的结果。并且与普通全参数优化框架相比,分层优化框架的第 1 层与第 2 层优化

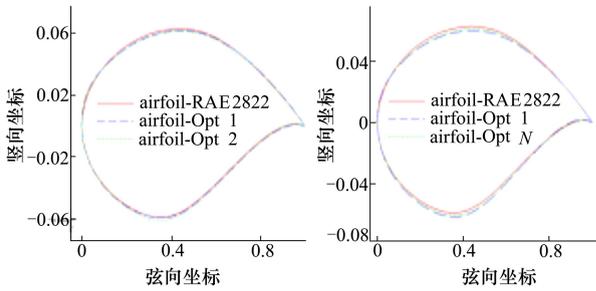


图10 Opt1与Opt2翼型对比 图11 Opt2与OptN翼型对比

均能在较快的速度下达到收敛结果,即说明本文建立的分层策略是有效的。由于本算例是针对翼型的优化设计,变量数较少,因此,还需对具有更多设计变量的优化问题进行分析验证。

### 3.3 机翼分层优化设计

为了检验基于全局灵敏度分析的分层优化框架在拥有大量设计变量的气动优化设计中的特性,对机翼进行分层优化设计,并与普通全参数优化进行对比。本算例使用3个翼型剖面来控制整个机翼,取翼根,拐折,翼尖处为控制面,且3个初始剖面选用NACA0012翼型<sup>[9]</sup>。采用Hicks-Henne参数化方法对翼型进行参数化,上下翼面各6个参数,即1个翼型剖面设计变量为12个,3个控制翼型设计变量总数为36个。并以机翼半展长、前缘后掠角、翼根弦长、拐折处弦长、拐折处展向位置、拐折处翼型扭转角、翼尖弦长和翼尖扭转角8个参数作为设计变量,则设计变量总数为44个。设计状态如下:

$$Ma = 0.78, \alpha = 3^\circ, Re = 5.89 \times 10^6$$

约束状态如下:

$$\begin{cases} \min C_D \\ \text{subject to: } t_{\text{root\_max}} \geq 0.120 \\ t_{\text{break\_max}} \geq 0.120 \\ t_{\text{tip\_max}} \geq 0.120 \\ S \geq 64 \\ |C_L - C_{L0}| \leq 0.02 \end{cases}$$

式中,  $t_{\text{root\_max}}$  为翼根最大厚度,  $t_{\text{break\_max}}$  为拐折处最大厚度,  $t_{\text{tip\_max}}$  为翼尖最大厚度,  $S$  为机翼面积。

使用N-S方程进行流场计算,湍流模型选  $k-\omega$  SST模型,优化算法采用粒子群算法,种群规模为30。

#### 3.3.1 灵敏度分析结果

先使用普通的全参数优化框架对机翼进行优

化,粒子群迭代次数取为19。首先对所有设计变量按从翼根到翼尖、从上表面到下表面、从前缘到后缘,再加上机翼半展长等8个参数的顺序依次编号为1~44,使用M-OAT方法对设计变量进行灵敏度分析。分别选取180,360个样本进行灵敏度分析,其灵敏度分析结果如图12所示。

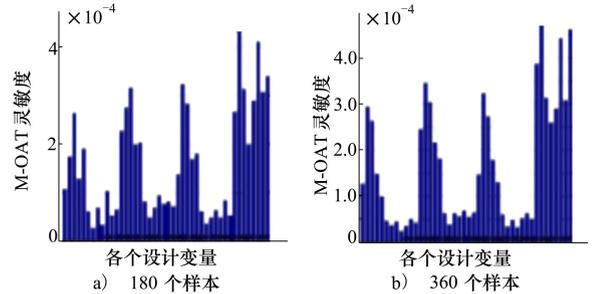


图12 各设计变量灵敏度分析情况

将所有设计变量按照灵敏度值从大到小排序,综合设计变量数目和灵敏度信息,本文考虑对其进行2层2轮优化设计,即将灵敏度最大的前23个设计变量分类为第1层,而其余21个设计变量分类第2层,随后对第1层、第2层设计变量进行2轮优化设计。

#### 3.3.2 机翼优化结果对比与分析

根据上面的灵敏度分层结果,对机翼进行分层优化设计。在第1轮优化设计中,第1层与第2层的迭代次数均取为5代,在第2轮优化设计中,第1层的迭代次数取为5代,第2层的迭代次数取为4代,则CFD总调用次数为600次,并与迭代次数为19次(CFD调用次数为600次)的普通全参数优化框架结果进行对比,其优化结果分别如表3和图13所示。其中1-Opt1和1-Opt2分别是第1轮优化中的第1层和第2层优化结果,而2-Opt1和2-Opt2分别是第2轮优化中的第1层和第2层优化结果,OptN是普通全参数优化结果,Original为原始机翼的数据。

表3 优化前后机翼的部分气动参数比较

气动参数	优化前后机翼		
	Original	2-Opt2	OptN
升力系数 $C_L$	0.253	0.248	0.249
阻力系数 $C_D$	0.011 43	0.010 73	0.010 79

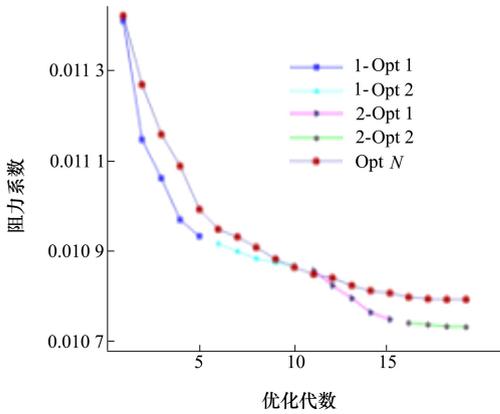


图 13 分层优化与普通优化框架收敛历程对比

从表 3 的气动参数数据来看,经过 2 轮分层优化之后,2-Opt2 的阻力系数比 Opt $N$  的小,表明分层优化框架在单次优化过程中有效减小设计变量数目的同时,由于高低灵敏度设计变量间的信息得到共享,使得分层优化系统能够获得较好的优化结果。

由图 13 阻力系数收敛历程对比可知,分层优化框架在第 1 轮优化前期和第 2 轮优化前期均有较快的收敛速度,说明将高低设计变量分开优化,可以有效减小设计变量间的相互干扰,从而加快优化收敛速度。

图 14 为优化前后机翼 3 个翼型控制面归一化形状对比图。

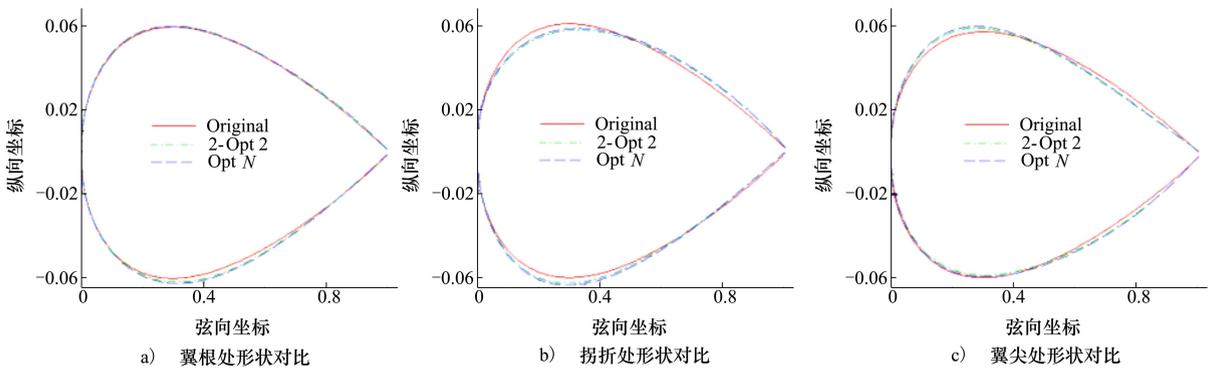


图 14 3 个翼型控制面归一化形状对比图

通过对翼型和机翼的优化算例分析可知,与普通的全参数优化框架相比,本文建立的分层优化设计系统在单次优化设计过程中能有效减小设计变量数目的情况下,依然能获得较好的优化结果,这大大降低了优化设计的难度。同时由于将具有不同灵敏度的设计变量进行分层优化,可以有效减弱设计变量间的相互干扰问题,从而加快优化收敛速度。

## 4 结 论

1) 针对气动设计中遇到的具有大规模设计变量的优化设计问题,本文建立了基于全局灵敏度分析方法的分层优化设计系统,与普通全参数优化设计

系统相比,分层优化系统可以有效减少单次优化时的设计变量数目,减少了优化搜索难度,加快优化收敛速度,同时获得较好的优化结果。对于拥有大规模设计变量优化设计而言,本文建立的基于全局灵敏度分析方法的分层优化设计方法是一种有效的设计手段。

2) 本文建立的分层优化系统主要针对具有大规模设计变量的优化设计问题,但由于时间、篇幅等因素限制,本文所选算例设计变量数较少,后续工作中考虑大量增加设计变量以检验分层优化系统性能。同时,可以在引入灵敏度分析方法的同时引入代理模型,可以有效提高计算效率。

## 参考文献:

(1):89-93

Xia Lu, Gao Zhenghong. Improving System Decomposition Method for Application to Multi-Objective Optimization of Aircraft Configuration Design[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2006, 24(1):89-93 (in Chinese)

- [2] Sobieski Sobieszczanski, Haftka R. Multidisciplinary Aerospace Design Optimization: Survey of Recent Developments[R]. AIAA-1996-0711
- [3] Peter J E V, Dwight R P. Numerical Sensitivity Analysis for Aerodynamic Optimization: a Survey of Approaches[J]. Computers & Fluids, 2010, 39(3):373-391
- [4] 颜力,陈小前,王振国. 飞行器 MDO 中灵敏度计算的自动微分方法[J]. 国防科技大学学报,2006,28(2):13-16  
Yan Li, Chen Xiaoqian, Wang Zhenguo. Study of the Automatic Differentiation Method for Calculating Sensitivities in the MDO of Flying Vehicles[J]. Journal of National University of Defense Technology, 2006, 28(2):13-16 (in Chinese)
- [5] 姜亚楠,王和平. 基于灵敏度分析的飞行器稳健设计优化方法[J]. 航空计算技术,2009,39(5):48-51  
Jiang Ya'nan, Wang Heping. Robust Design Optimization Method to Aircraft Based on Sensitivity Analysis[J]. Aeronautical Computing Technique, 2009, 39(5): 48-51 (in Chinese)
- [6] Morris M D. Factorial Sampling Plans for Preliminary Computational Experiments[J]. Technometrics, 1991, 33: 161-174
- [7] Sobol' I M. Global Sensitivity Indices for Nonlinear Mathematical Models and their Monte Carlo Estimates[J]. Mathematics and Computers in Simulation, 2001, 55(1/2/3): 271-280
- [8] 李丁,夏露. 改进的粒子群优化算法在气动设计中的应用[J]. 航空学报, 2012, 33(10):1809-1816  
Li Ding, Xia Lu. Application of Improved Particle Swarm Optimization Algorithm to Aerodynamic Design[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2012, 33(10): 1809-1816 (in Chinese)
- [9] 李丁,夏露. 一种混合粒子群优化算法在翼型设计中的应用[J]. 航空计算技术, 2010, 40(6):66-71  
Li Ding, Xia Lu. Application of a Hybrid Particle Swarm Optimization to Airfoil Design[J]. Aeronautical Computing Technique, 2010, 40(6): 66-71 (in Chinese)

## Aerodynamic Design Based on Global Sensitivity Analysis Method

Xia Lu, Yang Meihua, Li Lang, Zhang Xin

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

**Abstract:** To deal with the problem of the difficult optimization search and expensive computational cost caused by large-scale design variables, the hierarchical optimization design system based on the global sensitivity analysis method is established in this paper. The M-OAT method is used to analyze the global sensitivity of the design variables, according to the sensitivity information to layer design variables, then optimize the design variables in each hierarchy. Through the study of the hierarchical optimization design of airfoils and wings, compared with the normal parameter optimization design system, the hierarchical optimization design system based on the global sensitivity analysis method can reduce effectively the number of design variables in a single optimization, reduce the difficulty of the optimization search, improve the convergence speed of the optimization, gain better optimization results at the same time. For optimization design with large-scale design variables, the hierarchical optimization design system based on the global sensitivity analysis method is a sort of effective ways of design.

**Keywords:** aerodynamic design; sensitivity analysis; hierarchical optimization design; parameter optimization design