文章编号:1674-8190(XXXX)XX-001-08

连续变弯度后缘翼型刚柔组合式蒙皮方案优化

徐儒鹏^{1,3},张子健¹,张国鑫¹,薛景锋²,宋坤苓²

(1.中国科学院工程热物理研究所 轻型动力全国重点实验室,北京 100190)

(2.中国航空研究院,北京100024)(3.中国科学院大学,北京100049)

摘 要:变弯度机翼结构成为各大科研机构研究热点,为提高连续变后缘结构变形精度,需要设计出更加合理的结构。针对刚柔组合式的连续变弯度后缘结构,建立相应的数学模型,使用拉丁超立方抽样的方法对参数进行分层抽样,利用相关向量机算法搭建模型,借助差分优化算法对该模型进行优化;分析各变量对于变形误差的相关系数,对整体设计影响较大的变量进行判断。结果表明:经过优化的刚柔组合式蒙皮,相比初始状态提高了约67%的变形精度。

关键词:变弯度机翼后缘;刚柔组合式蒙皮;拉丁超立方;相关向量机回归;差分进化算法
 中图分类号: V224
 文献标识码: A
 DOI: 10. 16615/j. cnki. 1674-8190. XXXX. XX. 01

The optimization of a rigid-flexible coupling skin scheme for the continuous variable curvature trailing edge wing

XU Rupeng^{1,3}, ZHANG Zijian¹, ZHAGN Guoxin¹, XUE Jingfeng², SONG Kunling²

(1. Key Lab of Light-duty Gas-turbine, Institute of Engineering Thermophysics, Chinese

Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

(2. Chinese Aeronautical Establishment, Beijing 100024, China)

(3. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: Variable camber wing structure is becoming a hot topic in many scientific research institutions. In order to improve the deformation accuracy of the continuously variable trailing edge structure, it is necessary to design a more reasonable structure. The corresponding mathematical model is established for the rigid-flexible coupling continuously variable bending trailing edge structure. The Latin hypercube sampling method is used to perform the stratified sampling of the parameters. The correlation vector machine algorithm is adopted to build the model, and the the model is optimized by the differential optimization algorithm. The correlation coefficient of each variable to the deformation error is analyzed, and the variables that have a greater impact on the overall design are determined. The results show that the deformation accuracy of the optimized rigid-flexible coupling skin is improved by about 67% compared with the initial state.

Key words: variable camber wing trailing edge; rigid-flexible coupling skin; Latin hypercube; correlation vector machine regression; differential evolution algorithm

引用格式: 徐儒鹏,张子健,张国鑫,等.连续变弯度后缘翼型刚柔组合式蒙皮方案优化[J]. 航空工程进展,XXXX,XX(XX):1-8. XU Rupeng, ZHANG Zijian, ZHAGN Guoxin, et al. The optimization of a rigid-flexible coupling skin scheme for the continuous variable curvature trailing edge wing[J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, XXXX, XX(XX): 1-8. (in Chinese)

收稿日期: 2023-12-19; 修回日期: 2024-03-28

通信作者:张国鑫(1984-),男,硕士,高级工程师。E-mail: zhangguoxin@iet. cn

0 引 言

从飞行器诞生的那天开始,工程师们一直在 尝试各种方法提高飞行性能。传统飞机在最初设 计时,在某个设计的状态点有良好的气动性能。 为了节约燃油增加航程,使飞机多个飞行工况下 保持最佳状态巡航,通常需要改变飞机的气动外 形来调整飞机的气动特性。变弯度机翼无论是在 气动设计上还是实际工程验证都有相当的潜力^[1]。 变弯度技术能够使飞机具有多任务能力,从根本 上扩大其飞行包线。然而,这会导致气动系统增 加自由度,使其呈现出复杂的动力学效应,甚至引 起气动弹性失效^[2]。

近年来变弯度机翼技术的研究主要集中在模 型搭建上。Yokozeki等^[3]利用波纹结构实现无缝 变形副翼的变形翼方法,采用非线性有限元分析 的方法对变形量和驱动力进行了估计,验证了该 变形系统的可行性;Matteo等^[4]提出了一种变形前 后缘襟翼的初步设计,开发一种优化过程,并将其 应用于选定的设计中;Nguyen等^[5]设计了连续变 弯度后缘襟翼结构并进行了气动优化,优化结果 表面可以提高升阻比效益约为2%~16%:张等[6] 通过拓扑优化的方法,设计了一种柔性后缘变弯 度装置且具有较高的变形精度,利用增材制造技 术实现了柔性变弯度后缘翼段;Tong等^[7]实现了 复合材料后缘柔性机构纤维角与拓扑结构的集成 优化设计。结果表明,复合材料后缘可向下弯曲8 度,基本满足设计要求,说明了复合材料后缘组合 优化方法的有效性;Zhao等^[8]提出了一种新型的全 变弧度机翼,该机翼采用了一种创新的双肋板 (DRS)结构,可以在不增加机翼整体结构重量的 情况下实现机翼整体弯度的变化,且飞机气动效 率提高了16.3%;Woods等^[9]研发了一种鱼骨变形 结构机制,通过生物启发兼容结构和驱动机制,允 许在低能量输入的情况下,实现机翼弯度较大变 化;欧阳炎等^[10]构造了变弯度后缘变形模态以及 常规舵面偏转模态,可以减小开环系统的相应 峰值。

也有一些研究制造了相应的模型甚至进行了 飞行测试,具有较高的技术成熟度。Hao等^[11]使用 多稳定复合纳米材料制造了连续变弯度后缘结 构,并进行了数值分析。实验结果表明与使用襟 翼的机翼相比,连续变弯度后缘机翼可以减小变 形阻力; Alexander 等^[12]使用宏观纤维复合材料 (MFCs)制造了展向变形后缘结构,经过实验验证 该概念可以降低高达20%的阻力损失,证明了质 量和复杂性的增加是合理的;Hetrick等^[13]将任务 自适应柔性翼应用在 White -Knight 号飞机上,进 行了全尺寸动压、全尺寸马赫和缩小尺寸雷诺数 的测试。相比于传统后缘襟翼进行最大重力拉升 时的比较表明,MAC-Wing襟翼实际所需的驱动 力减少了33%,峰值驱动功率降低了17%。James 等^[14]在美国空军研究实验室(AFRL)中设计、制造 并测试了可变弯度柔性机翼。通过底层柔性机构 的分布式弹性变形获得光滑的保形形状,并利用 分布式驱动系统通过沿展向的弧度变化实现三维 形状的变化。欧盟的SARISTU^[15]项目中,开发了 四段指关节的翼肋结构,通过连杆连接不同的块 来实现传动。J. Miller等^[16]将无缝自适应柔性后 缘(ACTE)襟翼应用在湾流 III上,在改设计中,可 以有效降低质量并且改善空气动力性能;A Hasse 等[17]提出了用内部辐条支撑外部表面的带肋结构 设计方法,可以实现机翼截面的自由选择。

国内外学者的研究集中在连续变弯度后缘结构上^[18],采用的蒙皮通常是整体的柔性蒙皮,比如蜂窝蒙皮。本文的研究对象是刚柔组合式的蒙皮,蒙皮表面由多段刚性蒙皮和弹性蒙皮组成,在这部分的研究目前还比较少。

本文针对刚柔组合式蒙皮方案,先抽象出其 结构的数学模型,再进行拉丁超立方抽样,根据抽 样结果搭建相关向量机的模型;借助差分进化算 法对该模型进行优化,最终找到与理想变形之间 变形误差最小的刚柔组合式蒙皮方案。

1 物理模型介绍

1.1 结构方案

本文选取的研究对象是NACA0015翼型,弦 长1200mm,后缘部分长度为500mm。后缘部分 的蒙皮采用刚柔组合设计的蒙皮。其中蓝色部分 是刚性蒙皮,红色部分是柔性蒙皮,蒙皮内部会有 承载结构,上下表面都是同样类型的结构。如图1 所示。



图 1 刚柔组合蒙皮示意图 Fig. 1 Rigid-flexible coupling skin diagram

在后缘变形过程中,内部的刚性结构变形带 动表面蒙皮变形,为了简化模型这里做出假设,假 设刚性蒙皮仅仅提供旋转变形,其绝对长度不发 生变化;柔性蒙皮在提供旋转变形的同时还提供 弦向的伸缩变形。且柔性蒙皮通过特定方式与刚 性蒙皮连接固定上,保证在变形过程中表面的连 续性。

上下翼面后缘尾端端点处相互连接。在后缘 变形过程中,定义尾端点与水平方向的夹角θ作为 后缘部分向下弯曲的角度,如图2所示。



图 2 后缘向下弯曲 θ 示意图 Fig. 2 Trailing edge bend down for θ

1.2 优化变量

在翼型上表面中 $A \sim F$ 六个点,约束七段蒙皮的初始长度(三个柔性段和四个刚性段),这六个点的横坐标 $x_A, x_B, x_C, x_D, x_E, x_F$ 作为六个变量的初始值。如图3所示。



图 3 横坐标示意图 Fig. 3 Horizontal diagram

另外,定义六个变量 θ_A , θ_B , θ_C , θ_D , θ_E , θ_F ,分别 对应前六段在该翼型向下弯曲10°时,上翼面的前 六段蒙皮偏转的角度。针对柔性蒙皮段的伸长量 设计了3个变量 Δl_1 , Δl_2 , Δl_3 。弹性体本身存在弹 性极限,约定 $\Delta l_i < 30\% l_i$,i = 1, 2, 3。

通过上述15个变量可以描述刚柔组合蒙皮从 初始状态变化成最终状态的形状,整个变形过程 由这15个变量描述。

变弯度后缘固定在机身上,变弯度后缘部分 起点是固定的点,具有固定的坐标。变弯度后缘 向下弯曲θ,其末端点理想状态下也以后缘长度*l* 为半径,向下偏移*l*•*sinθ*。这就决定了末端点的位 置。借用多次样条曲线函数,连接翼型的起点和 末端点,拟合成理想翼型曲线,并与实际变形翼型 进行对比,变形误差*f*由实际变形翼型与理想翼型 多个对应点,由每个点误差的绝对值|*f_i*|决定,这 些误差绝对值的平均值也作为优化的目标函数*f*。

$$f = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} |f_i|$$
 (1)

目标翼型是经过气动优化设计后的翼型,目 标翼型具有较好的气动性能,在变形结束后,变形 精度越高就越接近目标翼型,气动性能就更好。

1.3 优化问题描述

最终的优化问题可以用以下表达式表示: 目标函数:

minimize:
$$f$$
 (2)

设计空间:

$$\begin{cases} x_{i\min} \leqslant x_i \leqslant x_{i_{\max}}, i = A, B, C, D, E, F \\ \theta_{i\min} \leqslant \theta_i \leqslant \theta_{i_{\max}}, i = A, B, C, D, E, F \\ 0 \leqslant \Delta l_i \leqslant 30\% l_i, i = 1, 2, 3 \end{cases}$$
(3)

2 实验设计和模型建立

2.1 实验设计

代理模型技术在工程设计中的应用已逐步地

被模式化,其研究内容已经涉及doe方法、代理模型、增点策略(或学习策略)和收敛准则等方面,以适应可靠性分析与设计优化等不同应用领域的高耗时计算分析。响应面模型构建流程如图4 所示。







为了确保样本的随机性和均匀性,避免样本 出现冗余^[19],利用拉丁超立方(LHS)算法实验设 计方法(DoE)进行抽样。其基本流程分为分层、采 样、乱序三个步骤。

1)确定抽取的样本数量N和抽取的维度d, 即随机变量的维度;

 2) 将每个维度分成N等分,取得N个取值,记 为V₁, V₂, ..., V_N;

3)对第一维度,随机从V₁,V₂,…,V_N中抽取 一个数作为第一个样本值,然后将其从列表中 删除;

4) 对于第二维度,从除去第一个样本的 V列 中再次随机抽取一个数,作为第二个样本值,反复 此操作,直到第 d个维度的值被取出为止。

5)最后将得到的,组成N行d列的矩阵,记为 拉丁超立方样本矩阵。

通过LHS方法对15个优化变量抽取1000组数据。

2.2 模型搭建

相关向量回归(RVR)是一种与支持向量回归 (SVR)形式相同的概率核方法^[20],该模型使用贝 叶斯方法通过引入由一组超参数控制的先验权重 来从数据中学习。与SVR相比,RVR是高度稀疏 的,这基本上是通过许多权重的后验分布非常接 近于零来实现的。除了稀疏性之外,不仅可以获 得二值输出,还可以给出预测概率。RVR不仅可 以达到与SVR相当的预测精度,而且极大的减少 了核函数计算量,缩短了预测时间。

给定一个样本集 { x_i, t_i }^N_{i=1},其中 x_i, t_i 是输入

变量以及其对应的输出变量,N为训练样本数。x_i 和t_i之间的映射关系^[20]可表示为:

$$t = y(x; \boldsymbol{\omega}) + \boldsymbol{\varepsilon} \tag{4}$$

式中:权值向量 $\omega = (\omega_0, \omega_1, \dots, \omega_n)^T$; ϵ_i 为期望为 0;标准差为 σ 的附加高斯噪声,即 $\epsilon_i \sim N(0, \sigma^2)$ 。

在给定输入变量*x*的情况下,输出变量*t*的分 布为

$$p(t_i|x) \approx N(t_i|y(x_i), \sigma^2)$$
 (5)

然后数据集的似然函数可以表示为

$$p(\mathbf{t}|\boldsymbol{\omega},\sigma^2) = (2\pi\sigma^2)^{-\frac{N}{2}} \exp\left(-\frac{\|\mathbf{t}-\boldsymbol{\Phi}\boldsymbol{\omega}\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (6)$$

其中, $t = [t_1, t_2, \dots, t_n]^T$,而**Φ**是N M的核函数 矩阵:

$$\mathbf{\Phi} = \left[\mathbf{f}(x_1), \cdots, \mathbf{f}(x_N)\right]^{\mathrm{T}}$$
(7)

其中:

$$\mathbf{f}(\mathbf{x}_{i}) = \begin{bmatrix} K(x_{i}, x_{1}), \cdots, K(x_{i}, x_{M}) \end{bmatrix}^{\mathrm{T}}$$
(8)

为了避免ω和σ²的最大似然估计引起过拟 合,Tipping采用贝叶斯观点定义了一个如下满足 零均值的高斯先验分布:

$$p(\boldsymbol{\omega}|\boldsymbol{\alpha}) = \prod_{i=1}^{N} N(\boldsymbol{w}_i|0, \boldsymbol{\alpha}^{-1})$$
(9)

超参数 $\alpha = \{\alpha_0, \alpha_1, \dots, \alpha_N\}$, 与权值一一对应。 超参数的大小, 直接影响到权值参数的大小。根 据贝叶斯定理, 则权重的后验分布定义为

$$p(\boldsymbol{\omega}|\mathbf{t}, \boldsymbol{\alpha}, \boldsymbol{\sigma}^{2}) = (2\pi)^{-\frac{N+1}{2}} \cdot |\boldsymbol{\Sigma}|^{-\frac{1}{2}} \exp\left(-\frac{1}{2}(\boldsymbol{\omega}-\boldsymbol{\mu})^{T}\boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\boldsymbol{\omega}-\boldsymbol{\mu})\right) \quad (10)$$

这里后验方差和后验均值分别为

$$\boldsymbol{\Sigma} = \left(\beta \boldsymbol{\Phi}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{\Phi} + \mathbf{A}\right)^{-1} \tag{11}$$

$$\boldsymbol{\mu} = \beta \boldsymbol{\Sigma} \boldsymbol{\Phi}^{\mathrm{T}} \mathbf{t} \tag{12}$$

A = diag(α_0 , α_1 , ..., α_N), $\beta = \sigma^{-2}$, 在迭代过程 中, 许多超参数 α 趋于无穷大, 因此很多权重 ω 的 后验分布趋近于 0, 这些非零权重所对应的样本称 为相关向量 ω。对式 10求边缘积分可以得到:

$$\mathbf{p}(\mathbf{t}|\boldsymbol{\alpha}, \sigma^2) = \int \mathbf{p}(\mathbf{t}|\boldsymbol{\omega}, \sigma^2) \, \mathbf{p}(\boldsymbol{\omega}|\boldsymbol{\alpha}) \, \mathrm{d}\boldsymbol{\omega} =$$

$$N = \int \mathbf{p}(\mathbf{t}|\boldsymbol{\omega}, \sigma^2) \, \mathbf{p}(\boldsymbol{\omega}|\boldsymbol{\alpha}) \, \mathrm{d}\boldsymbol{\omega} = \int \mathbf{p}(\mathbf{t}|\boldsymbol{\omega}, \sigma^2) \, \mathbf{p}(\boldsymbol{\omega}|\boldsymbol{\omega}) \, \mathrm{d}\boldsymbol{\omega} = \int \mathbf{p}(\mathbf{t}|\boldsymbol{\omega}, \boldsymbol{\omega}) \, \mathrm$$

$$(2\pi)^{-\frac{N}{2}} |\mathbf{\Omega}|^{-\frac{1}{2}} \exp\left(-\frac{t^T \mathbf{\Omega}^{-1} t}{2}\right)$$
(13)

 $\ddagger \psi, \mathbf{\Omega} = \sigma^2 \mathbf{I} + \mathbf{\Phi} \mathbf{A}^{-1} \mathbf{\Phi}^{T}_{\circ}$

由于无法求解上述表达式的 α 和 σ² 最大解析 表达式,采用如下的迭代估计公式进行逼近,迭代 过程中的超参数 α 和精度 β 表示为

$$\alpha_i^{\text{new}} = \frac{y_i}{\mu_i} \tag{14}$$

$$\beta^{\text{new}} = \frac{N - \sum_{i} y_i}{\| y - \mathbf{\Phi} \mu \|}$$
(15)

根据以上关系,相关向量机回归方法原理图 如图5所示。



2.3 模型评价

利用相关向量回归的方法搭建完模型并进行 数据预测,为了检验模型是否具有良好的泛化能 力和预测准确性,设定模型评价指标从而直观地 解释模型的性能。决定系数*R*²表示实验值和预测 值之间的拟合程度其值越接近1,表面其预测结果 越准确。

$$R^2 = \frac{SSR}{SST} \tag{16}$$

SSR(Sum of Squares of the Regression)是预 测数据与真实数据均值之差的平方和,反映的是 模型数据相对真实数据均值的离散程度:

$$SSR = \sum_{i=1}^{m} (f(x_i) - \bar{y})^2$$
(17)

SST(Total Sum of Squares)计算真实数据和 其均值之差的平方和,反映的是真实数据相对均 值的离散程度:

$$SST = \sum_{i=1}^{m} \left(y_i - \bar{y} \right)^2 \tag{18}$$

式中: \bar{y} 为真实数据均值; $f(x_i)$ 为模型的预测数据; y_i 为真实数据的值。

样本点分布示意图如图 6 所示,可以看出:样本点比较均匀地分布在直线两端。该模型的 R² = 0.927,说明利用该方法建立的模型对此非线性问题具有较好的预测能力。



Fig. 6 Distribution diagram of sample points

输出和*x_A*,*x_B*的关系如图7所示,可以看出:该 模型具有较好的收敛效果。



Fig. 7 3D plot of the output, x_A and x_B

3 基于差分进化算法的优化

3.1 差分进化算法

差分进化算法具有操作简单、操作流程短的 特点[21-22]。其主要流程包括种群初始化、变异、交 叉和选择四种基本操作。算法基本思想是由 NP 个决策变量为D维的个体组成初始群体同量 x_{ii} = $[x_{i1}, x_{i2}, \cdots, x_{ij}], i = 1, 2, \cdots, NP, j = 1, 2, \cdots, D,$ 将种群的随机一个个体向量与另外两个不同于这 个个体向量的差向量经过一定的权重叠加形成新 的个体向量,这个步骤就是变异操作。然后这个 个体向量与目标向量通过一定的方法进行对应维 数位置的参数交换以及混合,形成新的个体向量, 这一过程称为交叉。将交叉个体与父代个体进行 对比,如果交叉个体适应度值优于父代个体,那么 交叉个体就会成功参与到下一代当中并且取代父 代个体,相反,父代个体将取代交叉个体进入下一 代,这个操作称为选择。经过每一代的迭代,最终 选出最优的个体向量作为最终向量,这个向量称 为全局最优解。基本流程如图8所示。



图 8 差分进化算法流程图 Fig. 8 Flow chart of differential evolution algorithm

3.2 优化结果和变量相关性

针对本模型中的变量,添加了其上下限,根据 实际物理模型,确定了其起点位置,在利用差分算 法对所构建的响应面模型进行优化求解得到的优 化结果如表1所示。

表1 优化结果 Table 1 Optimization results

Table 1 Optimization results					
变量	起点	优化结果	下限	上限	
X_A	710	712.495	705	720	
X_B	740	737.820	725	750	
X_C	850	850.698	840	860	
X_D	870	869.666	860	880	
X_E	1 010	1 005. 157	990	1 020	
X_F	1 040	1 039.883	1 030	1 050	
Δl_1	6	4.912	2	8	
Δl_2	6	5.133	2	8	
Δl_3	6	4.777	2	8	
θ_A	0.1	0.088	0.001	0.1745	
θ_B	0.1	0.086	0.001	0.1745	
θ_{C}	0.1	0.099	0.001	0.1745	
θ_D	0.1	0.095	0.001	0.1745	
θ_{E}	0.1	0.174	0.001	0.1745	
θ_F	0.1	0.089	0.001	0.1745	

在设计的初始状态,根据各采样点的数据,实际翼型与理想翼型之间的平均误差是4.023 mm, 变形误差为4.6%。(后缘向下偏转10°带来的偏移 是86.82 mm)在经过差分进化算法计算后,变形误 差降低到了1.297 mm,变形误差为1.5%,相比于 初始状态,变形精度提高了67%。

柔性段的长度由 $X_A \sim X_F$ 六个点坐标决定, 可 以 得 到 $l_{AB} = 25.575 \text{ mm}$, $l_{CD} = 19.4474 \text{ mm}$, $l_{EF} = 36.5935 \text{ mm}$ 。 l_{EF} 略大于 $l_{AB} \pi l_{CD}$ 。从柔性 段伸长的比例来看, $\Delta l_1 / l_{AB} = 19.56\%$, $\Delta l_2 / l_{CD} = 26.23\%$, $\Delta l_3 / l_{EF} = 13.04\%$ 。均在设计允许的 30% 初始长度范围内。

由于柔性段的初始长度并不一样,根据胡克 定律^[23]:

$$\sigma = E \varepsilon$$
 (19)

式中:*E*为指由材料决定的弹性模量;σ为应力;ε为 应变。

由于 *l*_{cr} 伸长的比例最小,在设计时 *l*_{cr} 使用材料的弹性模量应略大于 *l*_{xb} 和 *l*_{cr}。

皮尔逊相关系数常用于计算变量间的相关 性,变量 X 与 Y 的皮尔逊相关系数^[24]计算公式 如下:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^{n} (x_i - \mu_x) (y_i - \mu_y)}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n} (x_i - \mu_x)^2 \sqrt{\sum_{i=1}^{n} (y_i - \mu_y)^2}}} \quad (20)$$

式中:r为皮尔逊相关系数; μ_x 和 μ_y 分别代表变量X与Y的平均值,其值在[-1,1]之间。

	表2 各参数相差	关系数
Table 2	Correlation coefficie	nt of each parameter

变量	皮尔逊相关系数	
X_A	-0.112	
X_B	-0.160	
X_C	0.215	
X_D	-0.050	
X_E	-0.080	
X_F	-0.065	
Δl_1	-0.021	
Δl_2	-0.270	
Δl_3	-0.190	
θ_A	0.113	
θ_B	0.432	
θ_{C}	-0.419	
θ_D	0.093	
θ_E	-0.596	
θ_F	-0.192	

根据表 2, X_A~X_F 表征的是三段柔性段的 起点和终点,决定柔性段和刚性段的长度, $\Delta l_1 \sim \Delta l_3$ 表征的是三段弹性段拉伸量,其对输出(变形误 差)均有一定程度的影响。其中 X_B X_C $\Delta l_2 \Delta l_3$ 的相关系数大致相当。

 $<math>
 \theta_A \sim \theta_F
 整体的相关系数总体来说大于其他变量,其中<math>\theta_B, \theta_C, \theta_E$ 对输出影响最大。 θ_B 表征的是第一段柔性段向下偏转的角度, θ_C, θ_E 表征的是第二段和第三段刚性段的向下偏转的角度。角度变量对于输出的影响比较大。

初始方案与优化方案各点坐标的示意图如图 9所示,由于研究对象后缘结构的长度是500mm, 而这些变量经过优化后的变化并不算明显,所以 变形前后在示意图里并没有显著的区别。但是优 化后的方案确实能够较大程度地减小变形误差。





Fig. 9 The diagram of the changes in the varibales

4 结 论

 1)选用的相关向量机方法搭建的模型回归系 数大于 0.90,该模型对该刚柔组合的二维翼型的 非线性模型的预测能力较好。

 2)通过对刚柔组合式的连续变弯度后缘模型 进行建模,使用建立的优化流程,可以在最初的基 础上提高67%的变形精度,大大减少变形误差。

3) 对于所有的设计变量而言,角度变量与误差的相关系数最大,所以在实际结构时要设计好内部结构,尽量限制角度变量的变化范围。

4)针对该刚柔刚柔组合式的连续变弯度后缘模型,在设计弹性体长度时,*l_{cr}*要长于另外两段,可以选用弹性模量较大的弹性材料作为*l_{cr}*的材料。

参考文献

- [1] 段富海,初雨田,关文卿,等.变形机翼的发展现状综述
 [J]. 机电工程术,2021,50(1):12-18.
 DUAN Fuhai, CHU Yutian, GUAN Wenqing, et al. A review on the development status of deformed wings[J]. Mechanical & Electrical Engineering Technology, 2021, 50 (1):12-18. (in Chinese)
- [2] 冒森,杨超,谢长川,等.刚性变弯度机翼设计及低速风洞 试验研究[J].振动与冲击,2021,40(21):157-167.
 MAO Sen, YANG Chao, XIE Changchun, et al. Rigid variable camber wing design and low speed wind tunnel test study[J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(21): 157-167. (in Chinese)
- [3] Yokozeki T, Aya S, Yoshiyasu H. Development of variable camber morphing airfoil using corrugated structure[J]. Journal of Aircraft, 2024, 51: 1023-1029.
- [4] DI M N, GUO S, RYOKO M. Optimization of leading edge and flap with actuation system for a variable camber

wing [C] // 53rd AIAA/ASME/ASCE/AHS/ASC Structures, Structural Dynamics and Materials Conference. US: AIAA, 2012: 1-10.

- [5] TING E, CHAPARRO D, NGUYEN N, et al. Optimization of variable-camber continuous trailing-edge flap configuration for drag reduction [J]. Journal of Aircraft, 2018, 55 (6): 2217-2239.
- [6] 张桢锴, 贾思嘉, 宋晨, 等. 柔性变弯度后缘机翼的风洞试 验模型优化设计[J]. 航空学报, 2022, 43(3): 327-340.
 ZHANG Zhenkai, JIA Sijia, SONG Chen, et al. Optimal design of wind tunnel test model for flexible variable camber trailing edge wing[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2022, 43(3): 327-340. (in Chinese)
- [7] TONG Xinxing. Integrated design of topology and material for composite morphing trailing edge based compliant mechanism [J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2021, 34 (5): 331-340.
- [8] ZHAO Anmin. Structural design and verification of an innovative whole adaptive variable camber wing [J]. Aerospace Science and Technology, 2019, 89: 11–18.
- [9] WOODS B K S, FRISWELL M I. Preliminary investigation of a fishbone active camber concept[J]. American Society of Mechanical Engineers, 2012(103): 10-16.
- [10] 欧阳炎,寇西平,郭洪涛,等.带连续变弯度后缘操纵面机
 翼的动态失速减缓[J]. 航空工程进展, 2021, 12(6): 39-49.
 OUYANG Yan, KOU Xiping, GUO Hongtao, et al. Dy-

namic stall reduction of a wing with continuously varying camber trailing edge control surface [J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, 2021, 12(6): 39-49. (in Chinese)

- [11] HAO Fengqian. Continuous morphing trailing-edge wing concept based on multi-stable nanomaterial [J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2021, 34(7): 219-231.
- [12] PANKONIEN A M, INMAN D J. Spanwise morphing trailing edge on a finite wing[J]. Active and Passive Smart Structures and Integrated Systems, 2015, 127: 1-13.
- [13] HETRICK J. Flight testing of mission adaptive compliant wing [C] // 48th AIAA/ASME/ASCE/AHS/ASC Structures, Structural Dynamics, and Materials Conference. US: AIAA, 2007: 1-9.
- [14] JOO J. Variable camber compliant wing-design[C]// 23rd AIAA/AHS Adaptive Structures Conference. US: AIAA, 2015: 1-12.
- [15] CONCILIO A, DIMINO I, PECORA R. SARISTU: adaptive trailing edge device (ATED) design process review
 [J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2021, 34(7): 187-210.

- [16] MILLER E J. Evaluation of the hinge moment and normal force aerodynamic loads from a seamless adaptive compliant trailing edge flap in flight[C] // 54th AIAA Aerospace Sciences Meeting. US: AIAA, 2016: 1–12.
- [17] HASSE A, IVAN Z, FLAVIO C. Modal synthesis of beltrib structures [J]. Journal of Mechanical Engineering Science, 2011, 225: 722-732.
- [18] 杨永健,宋晨,张桢锴,等.变弯度后缘与常规舵面机翼的 颤振主动抑制对比[J].航空工程进展,2023,14(3):41-49,60.

YANG Yongjian, SONG Chen, ZHANG Zhenkai, et al. Comparison of morphing trailing edges and conventional control surfaces for active flutter suppression [J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, 2023, 14(3): 41– 49,60. (in Chinese)

- [19] YE K Q, LI W, AGUS S. Algorithmic construction of optimal symmetric Latin hypercube designs[J]. Journal of Statistical Planning and Inference, 2000, 90: 145–159.
- [20] Tipping M E. Sparse Bayesian learning and the relevance vector machine[J]. Journal of Machine Learning Research, 2001(1): 211-244.
- [21] 丁锦,姜文刚.基于拉丁超立方算法的永磁同步电机设计 优化[J].电机与控制应用,2023,50(8):66-72.
 DING Jin, JIANG Wengang. Design optimization of permanent magnet synchronous motor based on Latin hypercube algorithm [J]. Electrical and control applications, 2023, 50 (8):66-72. (in Chinese)
- [22] STORN R, KENNETH P. Differential evolution: a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces[J]. Journal of Global Optimization, 1997(11): 341-359.
- [23] 蒋金鑫,姜晨,郎小虎,等.基于广义胡克定律与压痕实验的磷化铟晶圆力学特性各向异性计算[J].材料科学与工程学报,2023,41(3):359-365.
 JIANG Jinxin, JIANG Chen, LANG Xiaohu, et al. Calculation of mechanical anisotropy of indium phosphide wafers based on generalized Hooke's Law and indentation experiment [J]. Journal of Materials Science and Engineering, 2022, 43(3): 327-340. (in Chinese)
- [24] GARG H, SUN Y K, LIU X D. Dual hesitant fuzzy correlation coefficient-based decision-making algorithm and its applications to engineering cost management problems [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2023, 126: 1–12.

(编辑:丛艳娟)