

基于改进粒子群算法的翼型 稳健型气动优化设计*

王元元¹, 张彬乾¹, 陈迎春^{1,2}

(1. 西北工业大学 航空学院, 西安 710072;
2. 上海飞机设计研究院, 上海 200232)

摘要: 基于标准粒子群算法, 将位移变化作为影响微粒速度的变量, 使得粒子群算法关于粒子位置为二阶精度函数, 加快了收敛速度; 进一步地在粒子速度更新公式中引入振荡环节, 提高了群体多样性, 改善了算法的全局收敛性. 以改进粒子群算法为基础, 结合气动分析程序、代理模型以及翼型参数化方法, 构建了翼型稳健型气动优化设计系统. 针对某型客机的基本翼型以及翼梢小翼翼型气动优化设计结果表明, 优化后的翼型气动特性相对于初始翼型在较宽的设计范围内都有了大幅度提高.

关键词: 改进粒子群算法; 代理模型; 改进 BP 神经网络; 超临界特性; 稳健设计

中图分类号: V211.3 **文献标志码:** A

DOI: 10.3879/j.issn.1000-0887.2011.10.003

引 言

飞行器气动优化设计系统的构建必须具备高效可靠的 CFD (computational fluid dynamics) 气动分析程序, 全局最优的优化搜索算法, 充分合理的设计空间等条件, 在具体的型号设计任务中才可以设计出具有优秀气动特性的气动外形.

在气动优化设计系统中气动分析响应速度、优化算法全局最优搜索效率决定了优化设计系统的设计效率和精度, 是否具有充分合理的设计空间即参数化建模方法, 决定了是否在该设计系统框架下搜寻到合理的气动外形. 标准粒子群算法自 Kennedy 和 Eberhart 在文献[1]提出以来, 以其高效的搜索效率以及简捷的程序模式等优点, 在神经网络训练、参数辨识以及任务调度等领域得到了一定程度的应用^[1-7], 然而, 标准粒子群算法本质上是一种随机算法, 即使采用相同参数还有可能陷入局部最优点, 不能获得全局优化设计.

本文对标准粒子群算法进行空间二阶精度改进, 并在速度更新方法中引入振荡环节, 提高了该方法的收敛速度以及全局优化搜索能力. 采用基于改进的 BP 神经网络的近似模型, 并引入弯度伸缩系数辅助设计变量来合理地放大设计空间, 针对某型客机的基本翼型以及翼梢小翼翼型进行了稳健型优化设计.

* 收稿日期: 2011-01-30; 修订日期: 2011-07-07

作者简介: 王元元(1982—), 男, 河南洛阳人, 博士生 (Tel: +86-29-88494846; E-mail: wyy_7758521@hotmail.com);

张彬乾, 教授 (联系人. E-mail: bqzhang@nwpu.edu.cn).

1 稳健型气动优化设计系统的构建

本文的稳健型气动优化设计系统由粒子群优化算法、参数化方法、CFD 分析模块、代理模型等构成。本文的优化系统设计流程图如图 1 所示。

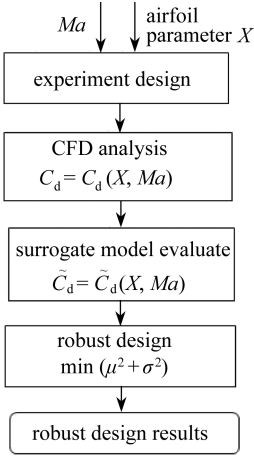


图 1 翼型稳健型设计流程图

Fig. 1 Robust airfoil optimization flow chart

针对飞行器巡航构型状态下进行气动优化设计, 首先保持升力系数不变, 进一步降低巡航阻力, 稳健型设计的目标函数可以表示为^[8]

$$\mu^2 + \sigma^2 = \int_{Ma_{\min}}^{Ma_{\max}} C_d(X, Ma) P(Ma) dMa, \quad (1)$$

式中, $C_d(X, Ma)$ 为阻力系数, $P(Ma)$ 为 Ma 的概率密度分布, μ 和 σ 分别是阻力系数的均值和方差。依据本文所建立的代理模型结合 Monte Carlo 误差分析, 上式可以简化为^[8]

$$\mu^2 + \sigma^2 = \int_{Ma_{\min}}^{Ma_{\max}} \tilde{C}_d(X, Ma) P(Ma) dMa \approx \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \tilde{C}_d^2(X, Ma_i), \quad (2)$$

式中 $\tilde{C}_d(X, Ma)$ 为本文采用代理模型预测的结果。

2 改进粒子群算法及性能测试

本节基于标准粒子群算法, 将位移变化和振荡环节引入速度更新公式, 构造了二阶振荡粒子群算法, 并通过多峰值函数验证了它的性能。

2.1 二阶振荡粒子群算法

在标准粒子群算法中, 粒子的飞行速度仅仅是粒子当前位置的函数, 二阶粒子群算法中飞行速度的变化与粒子的位置的变化有关, 其速度更新公式为

$$v_{i,j}(t+1) = w(t)v_{i,j}(t) + c_1 r_1 [p_{i,j} - 2x_{i,j}(t) + x_{i,j}(t-1)] + c_2 r_2 [p_{g,j} - 2x_{i,j}(t) + x_{i,j}(t-1)], \quad (3)$$

其中, $p_{i,j}$ 为个体飞行历程中的最优值, $p_{g,j}$ 为所有粒子飞行历程中最优值, 可以证明, 飞行速度为空间位置的二阶精度函数, 该算法渐进收敛。为进一步提高群体的多样性, 考虑在二阶粒子群算法中引入一个振荡环节, 来改善该算法的全局收敛性, 速度更新以及位置更新方程为

$$\begin{cases} v_{i,j}(t+1) = w(t)v_{i,j}(t) + c_1 r_1 [p_{i,j} - (1 + \xi_1)x_{i,j}(t) + \xi_1 x_{i,j}(t-1)] + \\ c_2 r_2 [p_{g,j} - (1 + \xi_2)x_{i,j}(t) + \xi_2 x_{i,j}(t-1)], \\ x_{i,j}(t+1) = x_{i,j}(t) + v_{i,j}(t+1), \end{cases} \quad (4)$$

其中, ξ_1, ξ_2 为随机数, c_1, c_2 分别为自我总结因子和向最优个体学习因子。为使算法具备较强的全局搜索能力, 在算法前期 ξ_1, ξ_2 的取值满足

$$\xi_1 < \frac{2\sqrt{c_1 r_1} - 1}{c_1 r_1}, \quad \xi_2 < \frac{2\sqrt{c_2 r_2} - 1}{c_2 r_2}. \quad (5)$$

在算法后期 ξ_1, ξ_2 的取值满足

$$\xi_1 \geq \frac{2\sqrt{c_1 r_1} - 1}{c_1 r_1}, \quad \xi_2 \geq \frac{2\sqrt{c_2 r_2} - 1}{c_2 r_2}, \quad (6)$$

从而加速进化收敛。

此外,为了平衡全局寻优与局部寻优的能力,式中惯性权重的选取采用随迭代步数的增加线性递减的方法,即

$$w(t) = (w_{\text{initial}} - w_{\text{final}})(T - t)/T + w_{\text{initial}}, \tag{7}$$

其中, T 为最大进化代数, w_{initial} 为初始惯性权值, w_{final} 为进化至最大代数时的惯性权值。典型取值: $w_{\text{initial}} = 0.9, w_{\text{final}} = 0.4$ 。

2.2 二阶振荡粒子群算法性能测试

为了验证本文的二阶振荡粒子群算法的全局搜索效率和精度,选取一多峰值函数为测试函数,该函数在定义域内有多个极小值,最小值处于(0,0)点,该测试函数表达式为

$$f(X) = x_1^2 + x_2^2 - 10\cos(2\pi x_1) - 10\cos(2\pi x_2) + 20, \quad x_1, x_2 \in (-1.5, 1.5). \tag{8}$$

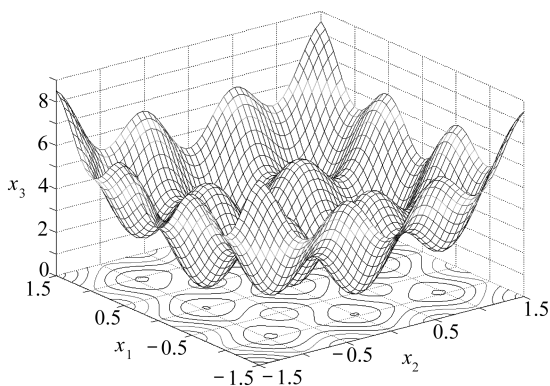


图2 多峰值函数空间曲面

Fig.2 Space surface of a multimodal function

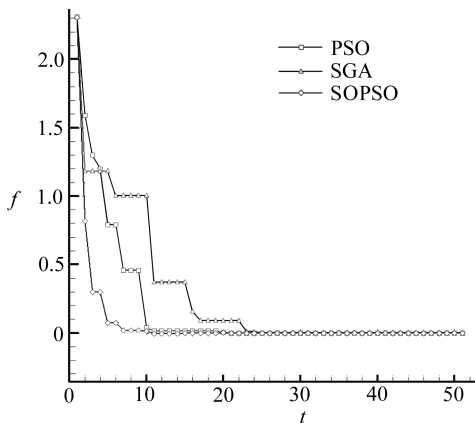


图3 3种优化算法测试比较

Fig.3 Comparison of three optimization methods

图2显示了该测试函数的空间曲面分布,图3分别为标准粒子群算法(PSO)、标准遗传算法(SGA)及二阶振荡粒子群算法(SOPSO)的性能比较,横坐标 t 代表进化代数,纵坐标 f 代表全局最优适应值。可以看出标准粒子群算法要比标准遗传算法收敛速度快;由于将粒子群算法修正为二阶精度,并引入振荡环节,因此二阶振荡粒子群算法比标准粒子群算法提高了全局最优搜索能力以及收敛速度。

3 代理模型、CFD 分析与参数化建模

3.1 代理模型

为了提高优化的效率,减少 CFD 计算分析的工作量,本文采用改进的 BP 神经网络^[9]建立代理模型,该近似模型建立起 Ma 数、设计变量与气动力之间的响应,作为稳健型设计基础。

BP 神经网络隐层节点的激励函数取为 Sigmoid 型函数,设 θ_j 与 θ_l 分别为其阈值,其隐层节点的输出为

$$y_j = f\left(\sum_i w_{ij} x_i - \theta_j\right). \tag{9}$$

输出节点的输出为

$$z_l = f\left(\sum_j v_{jl} y_j - \theta_l\right). \tag{10}$$

图4为典型的BP神经网络示意图。

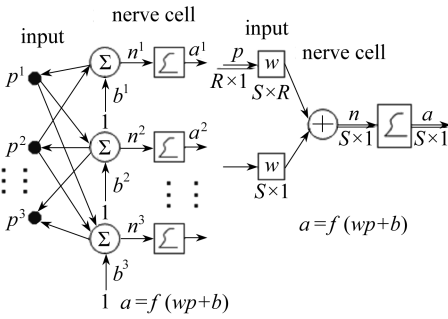


图4 BP神经网络示意图

Fig. 4 A schematic of BP neural network

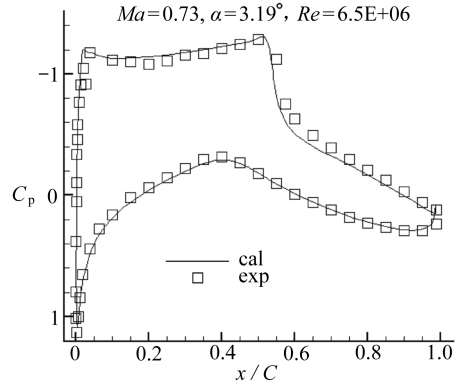


图5 RAE2822翼型压力分布计算与实验对比

Fig. 5 Comparison of pressure distribution of RAE2822 airfoil

神经网络对输入 x_i 的实际输出 z_i 与期望输出 t_i 之间的误差 E 为

$$E = \frac{1}{2} \sum_i (t_i - z_i)^2. \quad (11)$$

根据误差值 E , 把传统的局部梯度方法改进为基于共轭梯度法进行权值 w 修正:

$$\Delta w(k+1) = w(k) + \rho(k)S(k), \quad (12)$$

其中, $\rho(k)$ 为最佳搜索步长, 搜索方向 $S(k)$ 表达式为

$$S(k) = -\nabla f(w(k)) + v(k-1)S(k-1), \quad (13)$$

$$v(k-1) = \frac{\|\nabla f(w(k))\|^2}{\|\nabla f(w(k-1))\|^2}. \quad (14)$$

3.2 CFD 分析方法与试验设计

基于分区结构网格离散求解 Reynolds 平均 Navier-Stokes 方程进行 CFD 数值模拟, 采用 AUSMDV 空间离散方法, SA 一方程湍流模型、LU-SGS 隐式时间推进方法、多重网格加速收敛等计算流体力学技术. 图5是采用本文的 CFD 分析方法计算的 RAE2822 翼型的压力分布与实验数据的对比, 结果表明本文的 CFD 分析方法是可靠的.

本文采用拉丁超立方设计选取样本点, 拉丁超立方设计最早由 McKay 等^[10] 提出, 该方法是一种“充满空间的设计”, 选取样本的规模可以由设计者根据具体的时间、计算能力等条件来决定, 而且速度很快, 因此非常适合用于实际设计.

3.3 翼型参数化方法

翼型参数化方法采用经典 Hicks-Henne 函数^[11]:

$$y = y_b + \sum_{k=1}^n c_k f_k(x), \quad (15)$$

$$f_k(x) = \begin{cases} x^{0.25}(1-x)e^{-20x}, \\ \sin^4(\pi x^{e(k)}), \end{cases} \quad (16)$$

其中, $e(k) = \lg 0.5 / \lg x_k$, $0 \leq x_k \leq 1$, c_k 为设计变量, y_b 为基准翼型的形状, 为进一步增大设计空间, 同时避免翼型变形过程中上下表面交叉, 引入辅助设计变量弯度伸缩系数 $\lambda \in (0.5, 1.5)$. 翼型的形状函数本质表达式为

$$\begin{cases} y_{up} = y_{upb} + |C| \cdot \lambda + \frac{t}{2} + \sum_{k=1}^{N_{up}} c_{upk} f_k(x), \\ y_{low} = y_{lowb} + |C| \cdot \lambda - \frac{t}{2} + \sum_{k=1}^{N_{low}} c_{lowk} f_k(x), \end{cases} \quad (17)$$

式中 t, C 分别为翼型的厚度分布和弯度分布。

4 翼型气动优化设计

4.1 某型客机基本翼型气动优化设计

按某型客机基本翼型设计要求进行优化设计,该翼型设计升力系数 $C_L = 0.69, Ma = 0.73, Re = 2.0E + 7$, 厚度不低于 13%。

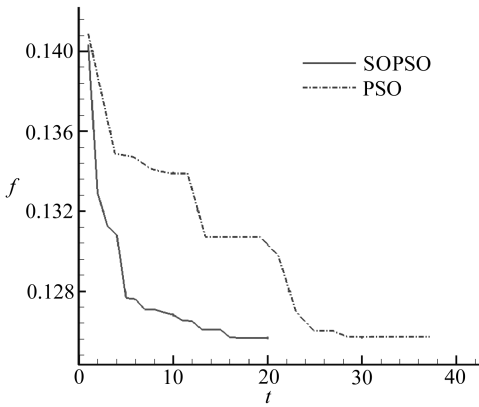


图 6 优化效率的对比

Fig. 6 Comparison of convergence history between PSO and SECPSO

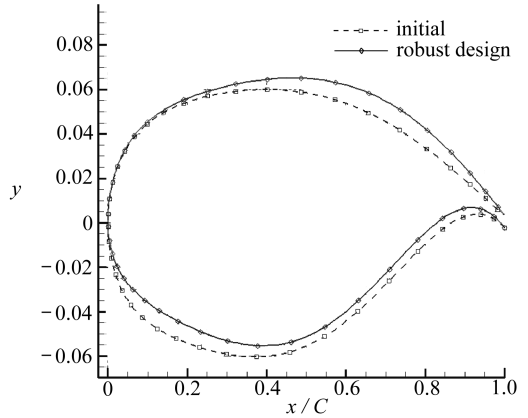


图 7 优化前/后的翼型形状对比

Fig. 7 Comparison of airfoil shape between initial and optimized airfoil

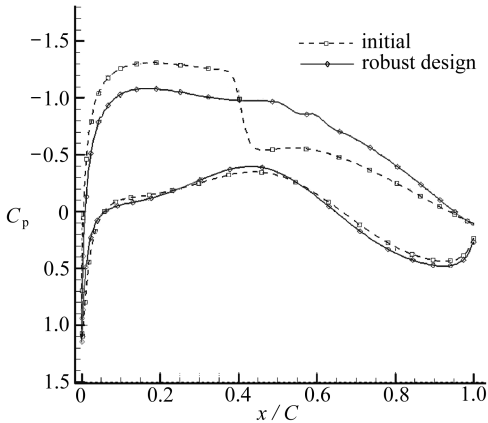


图 8 优化前/后的翼型压力分布对比

Fig. 8 Comparison of pressure distribution between initial and optimized airfoil

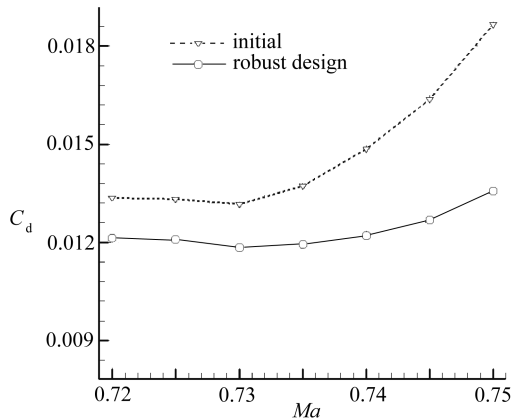


图 9 优化前/后的翼型阻力发散特性对比

Fig. 9 Comparison of airfoil drag divergence character between initial and optimized airfoil

初始翼型选取某超临界翼型,翼型上下表面分别采用 9 个设计变量进行稳健型设计,将 Ma 作为飞行不确定因素,其中 $Ma \in (0.72, 0.75)$ 且服从均匀分布。

根据设计要求可以建立起以下气动优化的数学模型:

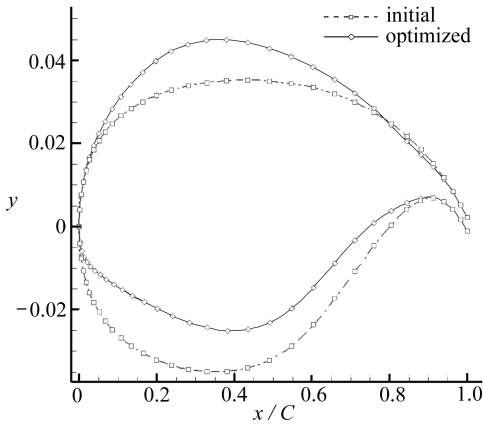


图 10 优化前/后的翼型形状对比

Fig. 10 Comparison of airfoil shape between initial and optimized airfoil

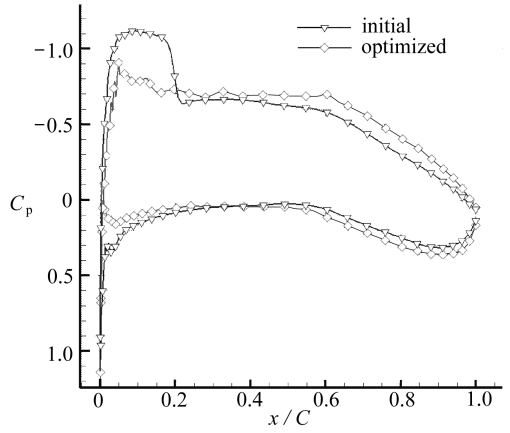


图 11 优化前/后的翼型压力分布对比

Fig. 11 Comparison of pressure distribution between initial and optimized airfoil

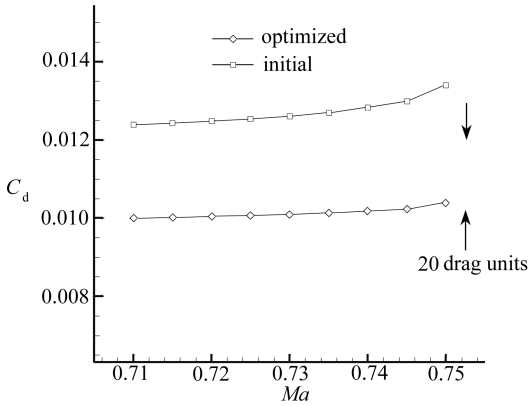


图 12 优化前/后的翼型阻力发散特性对比

Fig. 12 Comparison of airfoil drag divergence character between initial and optimized airfoil

$$\begin{cases} \min \mu^2 + \sigma^2, \\ \text{subject to:} \\ X \in V, C_L(X, Ma) = 0.69, \\ t_{1\max} \geq 0.13. \end{cases} \quad (18)$$

图 6 至图 9 分别为传统粒子群方法和本文改进方法优化效率的对比以及优化前后的翼型形状、压力分布以及阻力发散曲线,优化后的翼型在巡航 Ma 不确定范围内比初始翼型气动特性有着较大的改善,在 $Ma = 0.72 \sim 0.75$ 范围大大减小了巡航阻力。

4.2 翼梢小翼翼型气动优化设计

针对某型客机翼梢小翼设计要求进行优化设计,该翼梢小翼翼型设计升力系数 $C_L = 0.72$,

$Ma = 0.72, Re = 2.0E + 7$, 厚度不低于 7%。

考虑激波发展,翼尖诱导分离以及翼尖附近升力损失等因素,翼梢小翼要求具备良好的超临界特性、低速失速特性以及高升力特性,文中将 NASA(SC)-0712 超临界翼型前缘半径缩小 86%,厚度缩小到 7% 为初始翼型,上下表面分别采用 9 个设计变量进行稳健型设计,将 Ma 作为飞行不确定因素,其中 $Ma \in (0.71, 0.75)$ 且服从均匀分布。

根据设计要求可以建立起以下气动优化的数学模型:

$$\begin{cases} \min \mu^2 + \sigma^2, \\ \text{subject to: } X \in V, C_L(X, Ma) = 0.72, \\ t_{1\max} \geq 0.07, \end{cases} \quad (19)$$

图 10 至图 12 分别为优化后的翼型形状、压力分布以及阻力发散曲线与初始翼型的比较,从结果可以分析出优化后的翼型平均比初始翼型阻力降低 25 个阻力单位!从阻力发散曲线与压力分布形态上看,该翼型具备较好的超临界特性,翼型形状显示,该翼型具备高升力翼型的特征,是一种具备超临界特性的高升力翼型,对于融合式小翼来说,这可以保证跨音速巡航

状态下不产生或产生较小的波阻力,同时在固定翼梢小翼相关参数情况下为翼梢小翼提供足够的法向力,从而为来流提供推力分量减小阻力。

从结果看来,在全局最优的优化设计系统的框架下,由于参数化模型引入了辅助设计变量 λ ,合理地放大了设计空间,实现了由超临界翼型向具备超临界特性的高升力翼型的优化转变。

5 结 论

本文构建了基于二阶振荡粒子群算法的翼型稳健型气动优化设计系统,通过典型算例验证,结果表明:

- 1) 二阶振荡粒子群算法具备全局最优搜索能力,提高了优化系统收敛速度;
- 2) 进一步将改进粒子群算法与改进 BP 神经网络、翼型参数化方法等技术结合,建立了翼型稳健型气动优化设计系统,针对某型客机的基本翼型以及翼梢小翼的翼型设计,显著提高了翼型的气动特性。翼梢小翼翼型优化设计可以看出,由于加入了辅助设计变量,合理地放大了设计空间,实现了由超临界翼型向具备超临界特性的高升力翼型的优化转变。

参考文献:

- [1] Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization[C]//*Proceedings of the 1995 IEEE International Conference on Neural Networks*. Vol 4. Perth, Australia, 1995: 1942-1948.
- [2] Eberhart R C, Kennedy J. A new optimizer using particles swarm theory[C]//*Proceedings of the Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science*. Nagoya, Japan, 1995: 39-43.
- [3] Eberhart R C, Shi Y. Comparing inertia weights and constriction factors in particle swarm optimization[C]//*Proceedings of IEEE Congress on Evolutionary Computation*. San Diego, America, 2000: 84-88.
- [4] Eberhart R C, Shi Y. Particle swarm optimization: developments, applications and resources [C]//*Proceedings of IEEE Congress on Evolutionary Computation*. Vol 1. Seoul, Korea, 2001: 81-86.
- [5] Abido A A. Particle swarm optimization for multimachine power system stabilizer design [C]//*Proc Power Engineering Soc Summer Meeting*. Vol 3. 2001:1346-1351.
- [6] Boering D W, Werner D H. Particle swarm optimization versus genetic algorithms for phased array synthesis[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2004, **52**(3):771-779.
- [7] 高尚, 韩斌, 吴小俊, 杨靖宇. 求解旅行商问题的混合粒子群优化算法[J]. *控制与决策*, 2004, **19**(11): 1286-1289. (GAO Shang, HAN Bin, WU Xiao-jun, YANG Jing-yu. Solving traveling salesman problem by hybrid particle swarm optimization algorithm[J]. *Control and Decision*, 2004, **19**(11):1286-1289. (in Chinese))
- [8] 丁继峰, 李为吉, 张勇, 唐伟. 基于响应面的翼型稳健设计研究[J]. *空气动力学学报*, 2007, **25**(1): 19-22. (DING Ji-feng, LI Wei-ji, ZHANG Yong, TANG Wei. Robust airfoil optimization based on response surface method[J]. *Acta Aerodynamica Sinica*, 2007, **25**(1): 19-22. (in Chinese))
- [9] Patnaik S N. Neural network and regression approximations in high-speed civil transport aircraft design optimization[J]. *Journal of Aircraft*, 1998, **35**(6):839-850.
- [10] McKay M D, Beckman R J. A comparison of three methods for selecting values of input varia-

- bles in the analysis of output from a computer code[J]. *Technometrics*, 1979, **21**(2): 239-245.
- [11] Hinks R M, Henne P A. Wing design by numerical optimization[J]. *Journal of Aircraft*, 1978, **15**(7): 407-412.

Robust Airfoil Optimization Based on Improved Particle Swarm Optimization Method

WANG Yuan-yuan¹, ZHANG Bin-qian¹, CHEN Ying-chun^{1,2}

(1. *College of Aeronautics, Northwestern Polytechnical University,*

Xi'an 710072, P. R. China;

2. *Shanghai Aircraft Design Institute, Shanghai 200232, P. R. China*)

Abstract: A robust airfoil optimization platform was constructed based on modified particle swarm optimization method (i. e. second-order oscillating particle swarm method), which consists of an efficient optimization algorithm, a precise aerodynamic analysis program, a high-accuracy surrogate model and a classical airfoil parametric method. There are two improvements for the modified particle swarm method compared to standard particle swarm method. Firstly, particle velocity was represented by the combination of particle position and variation of position, which makes the particle swarm algorithm become a second-order precision method with respect to particle position. Secondly, for the sake of adding diversity to the swarm and enlarging parameter searching domain to improve the global convergence performance of the algorithm, an oscillating term was introduced to the update formula of particle velocity. At last, taking two airfoils as examples, the aerodynamic shapes were optimized on this optimization platform. It is shown from the optimization results that the aerodynamic characteristic of the airfoils was greatly improved at a broad design range.

Key words: modified particle swarm method; surrogate model; modified BP neural network; supercritical character; robust design