

序列近似优化方法及其在火箭外形快速设计中的应用*

彭科, 胡凡, 张为华, 武泽平

(国防科技大学 航天科学与工程学院, 湖南 长沙 410073)

摘要:针对序列近似优化方法在代理模型构造与采样策略等方面的不足,基于采样点局部密度,引入与局部密度成反比的样本点影响体积概念,通过优化总影响体积确定径向基函数最优核宽度,满足序列近似优化过程不同规模、非均匀样本条件下的函数近似需要;建立潜在可行域最大距离加点准则,并与潜在最优加点准则结合平衡算法的探索能力与开发能力;建立三步收敛判定准则;构建改进序列近似优化的算法流程。对于Golinski减速器的优化设计问题,算法在目标函数调用42次后便搜索到全局最优解,体现了其良好的全局寻优能力与搜索效率。以“天航二号”火箭为例,建立其外形优化问题数学模型,所提优化方法在调用原始计算模型165次之后便搜索到全局最优解,大大提高了设计效率,同时飞行试验也表明设计结果满足要求。

关键词:序列近似优化;代理模型;采样策略;局部密度;收敛判定准则;“天航二号”火箭;外形优化
中图分类号:V421.1;TP391.7 **文献标志码:**A **文章编号:**1001-2486(2016)01-129-08

Sequential approximate optimization method and its application in rapid design of rocket shape

PENG Ke, HU Fan, ZHANG Weihua, WU Zeping

(College of Aerospace Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: Sequential approximate optimization method has shortcomings in several respects, such as surrogate model establishing and infill strategy at present. Basing on local density of sampling points, the influence volume concept which is inversely proportional to local density was introduced and then the optimal kernel width of radial basis function was obtained by means of total influence volume optimization, thus, the function approximation needs in sequential approximate optimization process under the conditions of different scales and heterogeneous samples were satisfied. Potential feasible region infill strategy was proposed and potential optimal strategy was applied together, both exploration and exploitation capacity of the algorithm were satisfied. Three-step convergence criterion was set up. The algorithm flow process of sequential approximate optimization was constructed. For Golinski reducer optimization problem, the global optimal solution was solved after calculating original model 42 times, which embodied the good global optimization capacity and searching efficiency of the algorithm. Shape optimization mathematical model was established for TH-II rocket, global optimal shape was gained after 165 times of original model calling using the proposed method. The design efficiency was increased greatly and TH-II rocket aerodynamic shape was proved reliable by flight testing.

Key words: sequential approximate optimization; surrogate model; infill strategy; local density; convergence criterion; TH-II rocket; shape optimization

序列近似优化(Sequential Approximate Optimization, SAO)方法基于少量初始采样点构造初始代理模型,采取一定的加点策略更新采样点,逐步提高代理模型对最优解的近似精度,根据收敛准则终止算法并输出最优解^[1-4]。相比智能优化算法,序列近似优化方法可在保证全局最优的前提下大幅降低原模型调用次数,显著提高优化效率^[1]。代理模型构造与采样策略是序列近似优化方法的两项关键技术,国内外学者对此进行

了大量研究^[3-7]。

径向基插值模型在精度和鲁棒性方面皆较为可靠^[8],是序列近似优化方法中被广泛使用的代理模型,其核宽度的合理确定对近似精度有决定性影响。文献[6]解决了采样点较为均匀条件下的径向基函数核宽度确定问题;文献[4]提出了一种采样点个数趋于无穷情况下的非均匀核宽度确定方法;文献[1]提出了基于采样点局部密度的核宽度确定方法,但算法中总影响体积这一关

* 收稿日期:2015-02-03

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51105368)

作者简介:彭科(1989—),男,四川邻水人,博士研究生,E-mail:pengke_pk@163.com;

张为华(通信作者),男,教授,博士,博士生导师,E-mail:zhangweihua@nudt.edu.cn

键参数依赖经验确定,难以实现最优的近似精度。序列近似优化过程中样本点数量由少逐渐增多,样本分布较不均匀,建立不同规模、非均匀样本的径向基函数(Radial Basis Function, RBF)核宽度确定方法,对提高序列近似优化过程代理模型精度、提高优化效率具有重要意义。

合理的加点策略是平衡算法探索能力与开发能力以保证全局最优前提下提高算法收敛速率的关键因素,目前常用的再采样策略主要有:EI 准则^[9]、潜在最优加点准则、最大曲率准则、最小密度加点准则等,现有准则各有特点,但皆难以同时保证优化结果的全局性与收敛速率。

火箭外形设计问题是总体设计过程的重要问题,不断提高外形设计效率是设计人员的不懈追求。本研究基于样本点局部密度,引入与局部密度成反比的样本点影响体积概念,通过优化总影响体积确定径向基函数最优核宽度,并验证近似效果;建立潜在可行域最大距离加点准则并与潜在最优加点准则结合,平衡序列近似优化过程的收敛速度与全局搜索精度;建立收敛判定准则;构建改进序列近似优化的算法流程并通过算例分析算法性能;以“天航二号”(TianHang - II, TH - II)火箭为例,建立其外形优化问题数学模型,采用序列近似优化方法求解并分析结果。

1 径向基函数最优核宽度确定方法

基本径向基函数的数学模型为:

$$s(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^N w_i \varphi_i(r_i) \quad (1)$$

式中: N 为采样点个数; w_i 为每个基函数的权系数; $\varphi_i(r_i)$ 为基函数; r_i 表示某点 \mathbf{x} 距点 \mathbf{x}_i 的距离,即: $r_i = \|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|$ 。

取基函数为 Gauss 函数,即:

$$\varphi(r) = \exp\left(-\frac{r^2}{\sigma_i^2}\right) = \exp\left(-\frac{(\mathbf{x} - \mathbf{x}_i)^T(\mathbf{x} - \mathbf{x}_i)}{\sigma_i^2}\right) \quad (2)$$

式中, σ_i 为基函数的核宽度。

基本径向基函数模型是一种非线性代理模型,对线性模型预测误差较大,故将线性项引入径向基代理模型,可以增加其线性泛化能力。其数学模型为:

$$s(\mathbf{x}) = \lambda^0 + \sum_{j=1}^n \lambda^j x^j + \sum_{i=1}^N w_i \varphi_i(r_i) \quad (3)$$

式中, n 为设计空间维数, $\lambda^j(j = 0, 1, 2, \dots, n)$ 为线性回归系数。

式(3)中前两项为样本点的线性回归模型:

$$\bar{s}(\mathbf{x}) = \lambda^0 + \sum_{j=1}^n \lambda^j x^j \quad (4)$$

当 $N > n$ 时, $\lambda^j(j = 0, 1, 2, \dots, n)$ 可通过最小二乘法得到,进而得到 $\bar{s}(\mathbf{x})$ 。式(3)化为:

$$s(\mathbf{x}) = \bar{s}(\mathbf{x}) + \sum_{i=1}^N w_i \varphi_i(r_i) \quad (5)$$

此时将 N 个训练样本代入式(5),求解线性方程组即可求得基函数的权系数 $w_i(i = 1, 2, \dots, N)$ 。

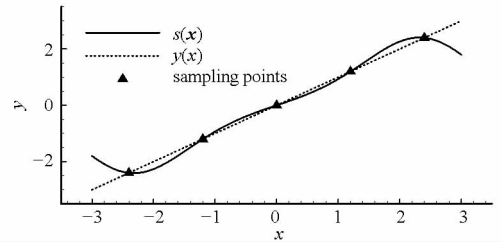
下面选取线性模型

$$y = x, -3 < x < 3 \quad (6)$$

与非线性模型

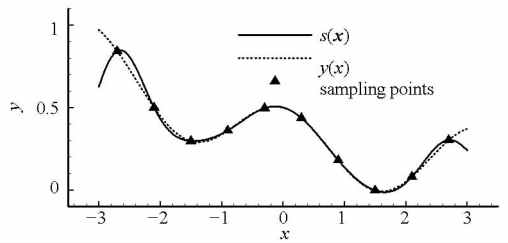
$$y = \frac{-5x + x^2 + 10\cos(2x) + 15}{50}, -3 < x < 3 \quad (7)$$

对基本径向基函数与含线性项径向基函数的近似能力进行比较,结果如图 1、图 2 所示,后者对线性函数的近似能力显著高于前者,对非线性函数的近似能力也略优于前者,体现了其很好的线性和非线性泛化能力。



(a) 线性函数

(a) Linear function



(b) 非线性函数

(b) Nonlinear function

图 1 基本径向基函数对测试函数的近似

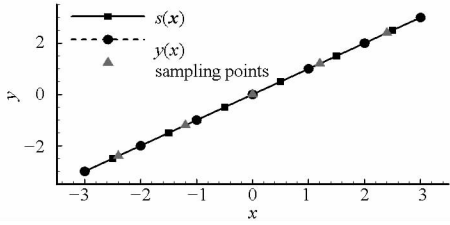
Fig. 1 Elementary RBF for testing function approximation

式(2)中基函数的核宽度 σ_i 对代理模型预测精度有决定性影响,文献[1]提出了基于样本点局部密度的核宽度 σ_i 计算方法,局部密度定义如式(8)所示。

$$\rho(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^N \rho_i(\mathbf{x}) \quad (8)$$

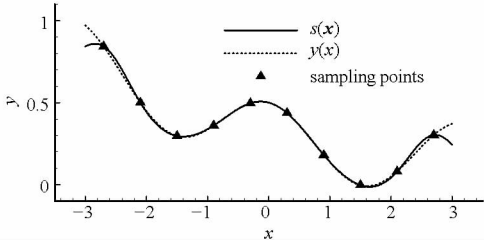
$$\rho_i(\mathbf{x}) = e^{-\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|^2}{c^2}}$$

$$c = \frac{d_{\max}}{\sqrt{n} \sqrt{N}} \quad (9)$$



(a) 线性函数

(a) Linear function



(b) 非线性函数

(b) Nonlinear function

图2 含线性项径向基函数对测试函数的近似

Fig.2 RBF containing linear terms for testing function approximation

其中, d_{\max} 为样本点之间的最大距离。在单位立方体 $[0,1]^n$ 内,用 d_{\max} 的上界 \sqrt{n} 代替 d_{\max} ,得:

$$c = \frac{\max(d_{\max})}{\sqrt{n} \sqrt{N}} = \frac{\sqrt{n}}{\sqrt{n} \sqrt{N}} = \frac{1}{\sqrt{N}} \quad (10)$$

在样本点分布较密的区域应使每个样本点的影响适当减小,即核宽度 σ_i 应相对较小,而在样本点分布较为稀疏区域应取相对较大的核宽度 σ_i 。算法步骤如下^[1]:

- 1) 根据式(8)计算每个样本点的密度 $\rho(x_i)$;
- 2) 按 $V_i/V_j = \rho_j/\rho_i$ 计算每个样本点的影响体积之比;

3) 根据 $\sum_{i=1}^N V_i = V_i$ 计算得到每个样本点的影响体积;

4) 根据 $\sigma_i = \sqrt[n]{V_i}$ 估计每个样本点的影响半径,即核宽度。

V_i 为所有样本点的影响体积总和,其取值直接决定各样本点对应核宽度,从而对径向基代理模型精度产生影响,文献[1]中 V_i 取值根据经验给出。图3以函数 $f(x) = x \sin(1.5x)$ 为例,给出了10个随机采样点情况下不同 V_i 值对应代理模型与原函数的对比情况;代理模型均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)随 V_i 变化规律如图4所示。由图可知,当 V_i 过小或过大皆不能实现较好的近似效果,确定最优 V_i 即可得到径向基函数最优核宽度,对提高代理模型精度具有关

键意义。

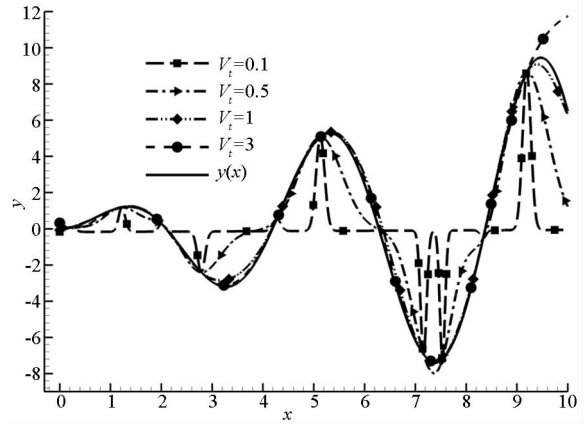


图3 不同 V_i 值对应代理模型与原函数的对比

Fig.3 Comparison between surrogate models applying different V_i values and original model

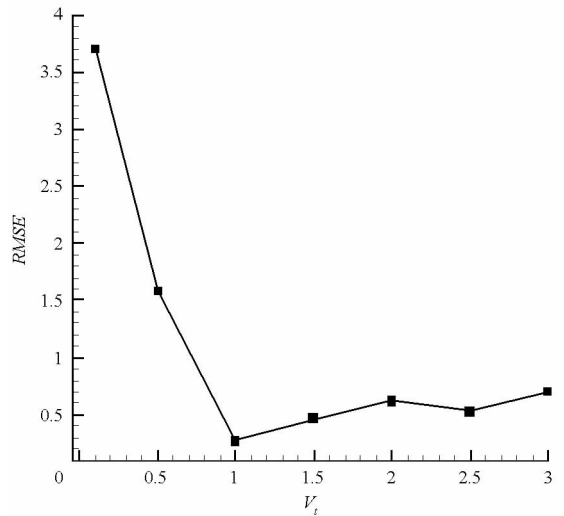


图4 不同 V_i 值对应代理模型均方根误差

Fig.4 RMSE of different V_i

最优 V_i 值与样本在设计空间的分布有关,对样本数量不敏感^[1]。将样本点均分为分区情况基本一致的两份分别作为近似建模样本与验证样本,以验证样本点代理模型预测值均方根误差最小为目标,采用黄金分割法^[10]迭代搜索最优 V_i 。近似建模样本各点局部密度 $\rho(x_i)$ 确定后,黄金分割法搜索最优 V_i 的单步计算过程如下:

- 1) 根据 V_i 值计算近似建模样本点的核宽度 r_i ;
- 2) 求解式(3)中 λ^j 与 w_i 得代理模型 $s(x)$;
- 3) 根据代理模型 $s(x)$ 计算验证样本点预测值;
- 4) 验证样本点计算预测值均方根误差。

采用以上方法得图3对应样本点最优 V_i 值为1.17,对应核宽度如图5所示,代理模型与原函数的对比如图6所示,二者均方根误差为

0.25,吻合较好,表明给出的径向基函数最优核宽度确定方法有效。

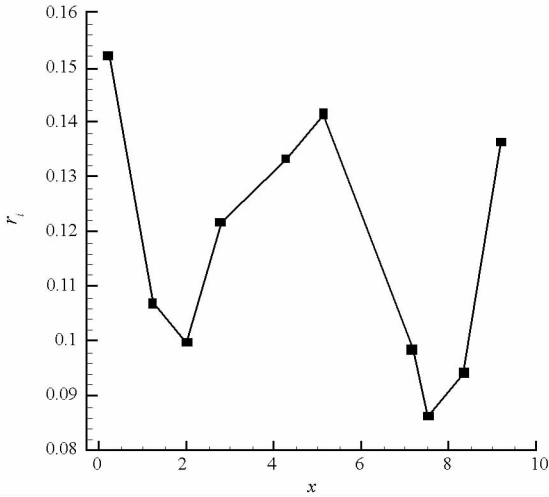


图 5 最优样本点核宽度

Fig. 5 Optimized kernel width of each sampling points

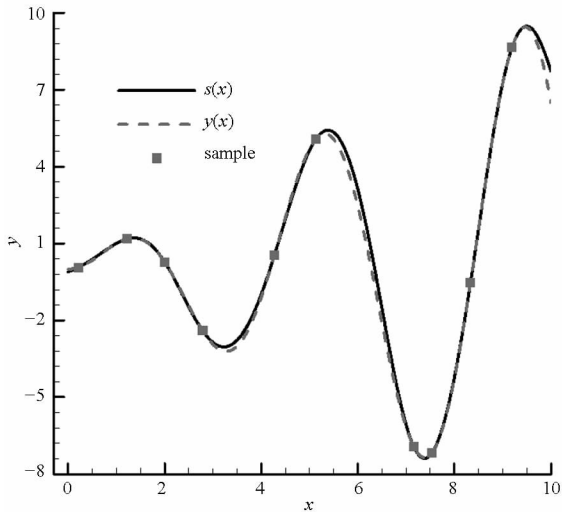


图 6 最优 \$V_i\$ 值对应代理模型与原函数的对比

Fig. 6 Comparison between surrogate model applying optimized \$V_i\$ and original model

2 改进序列近似优化方法

2.1 序列近似优化方法基本流程

文献[1]建立了如图 7 所示的序列近似优化方法基本流程,主要步骤为:①将设计空间线性映射到 \$n\$ 维单位立方体内,采用拉丁超立方方法得到初始采样点,并计算采样点目标函数与约束值;②基于径向基函数构建目标函数与各约束值的代理模型;③基于代理模型,求解样本点更新的优化问题;④收敛判断。

2.2 采样点更新准则

一般优化问题可表述为如式(11)所示形式:

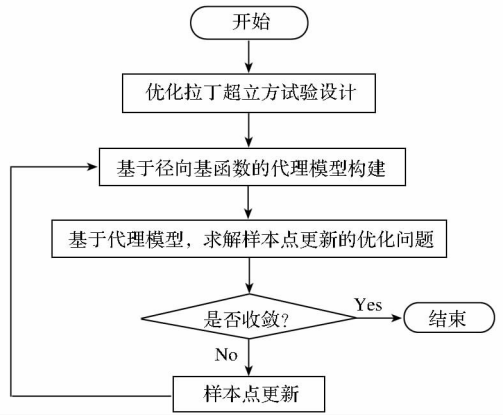


图 7 序列近似优化方法基本流程

Fig. 7 Flow chart of sequential approximate optimization

$$\begin{cases} obj = \min f(\mathbf{x}) & \mathbf{x}_{\min} \leq \mathbf{x} \leq \mathbf{x}_{\max} \\ s. t. & g_i(\mathbf{x}) \leq 0 \quad i = 0, 1, 2, \dots, l \quad (11) \\ & h_j(\mathbf{x}) = 0 \quad j = 0, 1, 2, \dots, m \end{cases}$$

式中, \$i = 0\$ 表示无不等式约束, \$j = 0\$ 表示无等式约束。

最大距离加点准则是序列近似优化过程常用的加点准则,可最大程度保证算法的探索能力。

令求解域中点 \$\mathbf{x}\$ 到所有样本点的最小距离 \$d_{\min}(\mathbf{x})\$ 为:

$$d_{\min}(\mathbf{x}) = \min(\sqrt{(\mathbf{x} - \mathbf{x}_i)^T(\mathbf{x} - \mathbf{x}_i)}) \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (12)$$

最大距离加点准则以 \$d_{\min}(\mathbf{x})\$ 最大为目标添加样本点,该准则不区分可行域与非可行域。由于实际问题中可行域范围往往远小于非可行域,采用最大距离加点准则加入的点多为不可行解,不利于提高代理模型对可行域的近似精度。因此建立潜在可行域最大距离加点准则,将式(11)中各约束值代理模型 \$\tilde{g}_i(\mathbf{x}), \tilde{h}_j(\mathbf{x})\$ 定义的“可行域”视为潜在的可行域,将式(13)的最优解作为新的样本点加入到模型中,避免在不可行域加入过多无意义样本点。

$$\begin{cases} d = \max d_{\min}(\mathbf{x}) & \mathbf{x}_{\min} \leq \mathbf{x} \leq \mathbf{x}_{\max} \\ s. t. & \tilde{g}_i(\mathbf{x}) \leq 0 \quad i = 0, 1, 2, \dots, l \quad (13) \\ & \tilde{h}_j(\mathbf{x}) = 0 \quad j = 0, 1, 2, \dots, m \end{cases}$$

为平衡算法的探索能力与开发能力,兼顾序列近似优化过程的收敛速度与全局搜索精度,将潜在最优加点准则与潜在可行域最大距离加点准则同时使用。潜在最优加点将式(14)的最优解作为新的样本点加入到模型中。

$$\begin{cases} \tilde{f} = \min \tilde{f}(\mathbf{x}) & \mathbf{x}_{\min} \leq \mathbf{x} \leq \mathbf{x}_{\max} \\ s. t. & \tilde{g}_i(\mathbf{x}) \leq 0 \quad i = 0, 1, 2, \dots, l \quad (14) \\ & \tilde{h}_j(\mathbf{x}) = 0 \quad j = 0, 1, 2, \dots, m \end{cases}$$

采样点更新涉及式(13)、式(14)定义的两个优化问题,皆采用粒子群优化算法求解。

2.3 收敛判定准则

按以下 3 个步骤判断算法是否收敛:

1)代理模型当前最优解 $\mathbf{x}_{\text{opt}}^{(N)}$ 为可行解。

2)一定迭代步数 S_{xl} 范围内,代理模型各步最优解 $\mathbf{x}_{\text{opt}}^{(i)}$ 与当前最优解 $\mathbf{x}_{\text{opt}}^{(N)}$ 间最大距离不大于容差 T_x ,代理模型各步最优解对应目标函数近似值 $\tilde{f}_{\text{opt}}^{(i)}$ 与当前值 $\tilde{f}_{\text{opt}}^{(N)}$ 间误差绝对值不大于容差 T_f ,即:

$$\begin{cases} \max(\|\mathbf{x}_{\text{opt}}^{(N)} - \mathbf{x}_{\text{opt}}^{(i)}\|) \leq T_x \\ \max(|\tilde{f}_{\text{opt}}^{(N)} - \tilde{f}_{\text{opt}}^{(i)}|) \leq T_f \end{cases} \quad (15)$$

式中, $i = N - S_{xl} + 1, N - S_{xl} + 2, \dots, N - 1$ 。

3)代理模型目标函数近似值 $\tilde{f}_{\text{opt}}^{(N)}$ 与原型函数 $f_{\text{opt}}^{(N)}$ 间误差绝对值不大于容差 T_f ,即:

$$|f_{\text{opt}}^{(N)} - \tilde{f}_{\text{opt}}^{(N)}| \leq T_f \quad (16)$$

以上三步皆满足时则近似序列优化收敛。

改进后的序列近似优化方法流程图如图 8 所示。

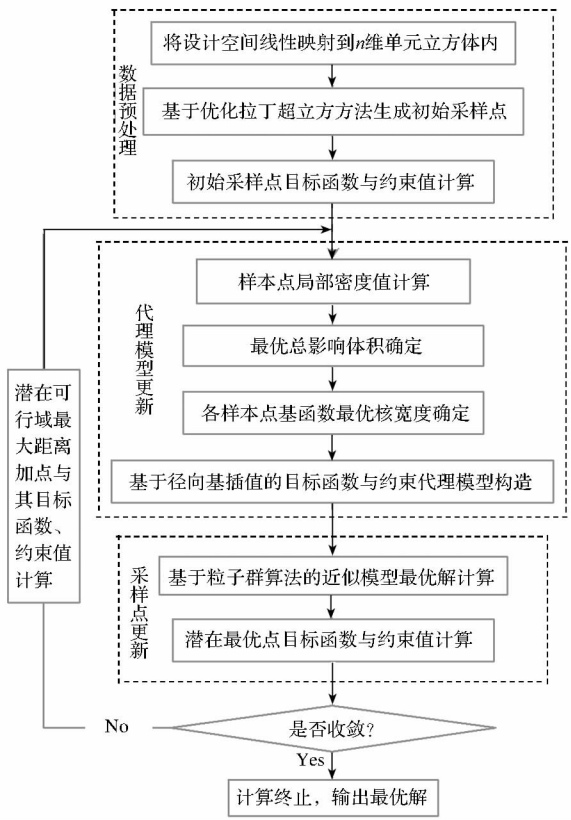


图 8 改进序列近似优化算法流程图

Fig. 8 Flow chart of enhanced sequential approximate optimization

2.4 算例分析

Golinski 减速器优化设计问题是美国国家航空航天局提供的一个多学科设计优化测试问

题^[11],其目标函数为重量最小,共有 7 个设计变量:齿轮面宽度 x_1 、牙膜 x_2 、小齿轮牙齿数目 x_3 、轴 1 长度 x_4 、轴 2 长度 x_5 以及轴 1 与轴 2 的直径 x_6 和 x_7 。其数学模型表述如式(17)所示。

$$\begin{cases} f(\mathbf{x}) = 0.785 4x_1x_2^2 \cdot \min(3.333 3x_3^2 + 14.933 4x_3 - 43.093 4) - 1.507 9x_1(x_6^2 + x_7^2) + 7.477(x_6^3 + x_7^3) + 0.785 4(x_4x_6^2 + x_5x_7^2) \\ \text{s.t. } g_1(\mathbf{x}) = 27.0/(x_1x_2^2x_3) - 1 \leq 0 \\ g_2(\mathbf{x}) = 397.5/(x_1x_2^2x_3^2) - 1 \leq 0 \\ g_3(\mathbf{x}) = 1.93x_4^3/(x_2x_3x_7^4) - 1 \leq 0 \\ g_4(\mathbf{x}) = 1.93x_5^3/(x_2x_3x_7^4) - 1 \leq 0 \\ g_5(\mathbf{x}) = A_1/B_1 - 1100 \leq 0 \\ g_6(\mathbf{x}) = A_2/B_2 - 850 \leq 0 \\ g_7(\mathbf{x}) = x_2x_3 - 40 \leq 0 \\ g_8(\mathbf{x}) = x_1/x_2 \geq 5 \\ g_9(\mathbf{x}) = x_1/x_2 \leq 12 \\ g_{10}(\mathbf{x}) = (1.5x_6 + 1.9)/x_4 - 1 \leq 0 \\ g_{11}(\mathbf{x}) = (1.5x_7 + 1.9)/x_5 - 1 \leq 0 \end{cases} \quad (17)$$

式中:

$$A_1 = \left[\left(\frac{745.0x_4}{x_2x_3} \right)^2 + 16.9 \times 10^6 \right]^{0.5}, B_1 = 0.1x_6^3;$$

$$A_2 = \left[\left(\frac{745.0x_5}{x_2x_3} \right)^2 + 157.5 \times 10^6 \right]^{0.5}, B_2 = 0.1x_7^3.$$

各设计变量取值方位如表 1 所示。

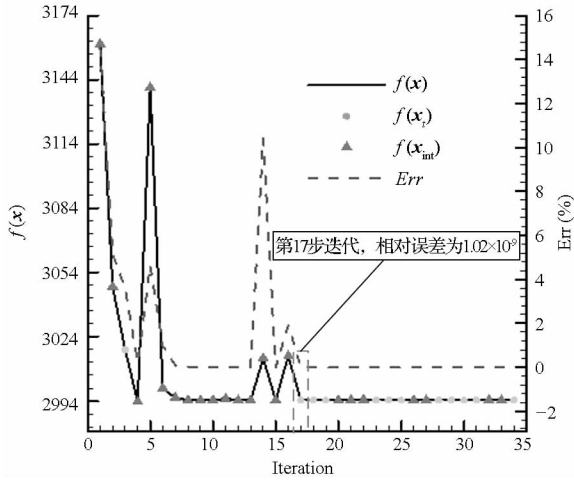
表 1 Golinski 减速器设计变量取值范围

Tab. 1 Design variables value range in Golinski retarder

设计变量	x_1	x_2	x_3 (整数)	x_4	x_5	x_6	x_7
上限	3.6	0.8	28	8.3	8.3	3.9	5.5
下限	2.6	0.7	17	7.3	7.3	2.9	5.0

取初始采样点个数为 9 个,序列近似优化过程潜在最优准则所加样本点目标函数值 $f_{\text{opt}}^{(i)}$ 与代理模型在该点的相对误差 $|\tilde{f}_{\text{opt}}^{(i)} - f_{\text{opt}}^{(i)}|/f_{\text{opt}}^{(i)}$ 如图 9 所示。

所用方法在迭代至第 4 步,目标函数调用 15 次之后便搜索到全局最优解附近;迭代至 17 步,目标函数调用 42 次后搜索到全局最优解: $\mathbf{x} = [3.5, 0.7, 17, 7.3, 7.715 3, 3.350 2, 5.286 7]^T$;代理模型函数值与真实模型函数值的相对误差仅为 1.02×10^{-9} 。文献[12]提出的并行模拟退火单纯形算法是目前搜索效率相对很高的智能优化算



注:圆点为可行解;三角形为不可行解。

图9 Golinski 减速器优化问题目标函数与误差收敛曲线

Fig. 9 Convergence curve of objective function and relative error for Golinski retarder optimization

法,该方法搜索到 Golinski 减速器优化问题最优解附近约需调用 1000 次原始模型。本文方法能在保证全局搜索精度的前提下显著减少模型调用次数,可大幅提高火箭外形设计优化问题求解效率。

3 “天航二号”火箭外形快速设计优化

3.1 优化问题

根据总体要求与任务特点,“天航二号”火箭气动布局为“一·X”布局,总长为 2000 mm,头部长度为 450 mm,发动机长度取为 320 mm,弹翼、空气舵皆为矩形,空气舵紧贴仪器舱后端面安装,如图 10 所示。“天航二号”满载质量为 60 kg,对应质心系数 0.56,耗尽质量为 56 kg,对应质心系数为 0.53。

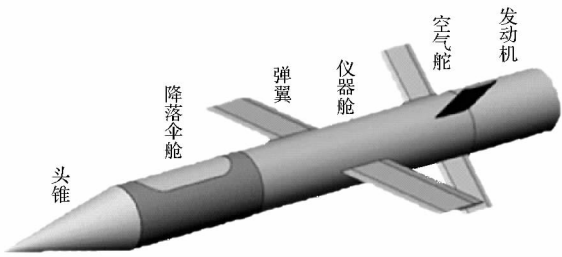


图 10 “天航二号”火箭外形布局

Fig. 10 TH - II rocket configuration

1)设计变量为:翼距头部距离、翼弦长、翼展长、舵弦长、舵展长,取值范围依次为 [1000, 1250]、[150, 190]、[350, 500]、[100, 150]、[150, 200](单位 mm)。

2)目标函数:马赫数 Ma 为 0.368(对应速度为 125 m/s)、攻角 α 为 5° 时配平阻力 C_D^{trim} 最小。

3)约束条件:起飞纵横向静稳定裕度 s_m 不小于 5%;马赫数 Ma 为 0.368、攻角 α 为 5° 时配平升力 L_{trim} 不小于 600 N,配平舵偏角 δ_z^{trim} 不大于 10° 。

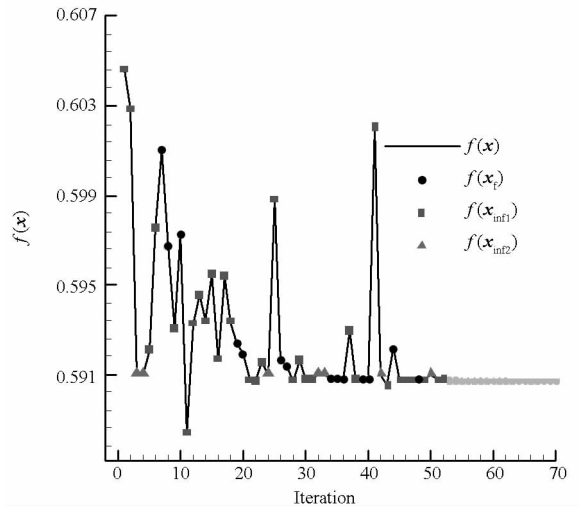
综上,“天航二号”火箭外形优化问题数学模型为:

$$\begin{cases} \min f(\mathbf{x}) = C_D^{trim} & Ma = 0.368, \alpha = 5^\circ \\ \text{s. t. } g_1(\mathbf{x}) = 1230 - x_1 - x_2 - x_4 \geq 0 \\ g_2(\mathbf{x}) = s_m \geq 5\% & Ma = 0.05, \alpha = 0^\circ \\ g_3(\mathbf{x}) = L_{trim} \geq 600 & Ma = 0.368, \alpha = 5^\circ \\ g_4(\mathbf{x}) = \delta_z^{trim} \leq 10^\circ & Ma = 0.368, \alpha = 5^\circ \end{cases} \quad (18)$$

式中, $g_4(\mathbf{x})$ 为几何约束。

3.2 优化结果与分析

优化过程气动特性计算采用工程方法^[13]完成,取初始样本点为 100 个,迭代至第 33 步,原始计算模型调用 165 次之后便搜索到全局最优解,所用机时仅为 190.6 s(AMD Athlon 四核处理器,主频 2.8 GHz),大大提高了设计效率。优化过程目标函数收敛曲线如图 11 所示,相对误差收敛曲线如图 12 所示,外形优化结果如图 13 所示。需要说明的是,式(18)中约束条件与目标函数计算分三步,依次为:先 $g_1(\mathbf{x})$ 和 $g_2(\mathbf{x})$,然后 $g_3(\mathbf{x})$ 和 $g_4(\mathbf{x})$,最后 $f(\mathbf{x})$,图 11 中三角形对应样本点因其 $g_2(\mathbf{x})$ 值不满足约束,无须计算目标函数 $f(\mathbf{x})$ 值, $f(\mathbf{x})$ 为人为给定值。



注:圆点为可行解;三角形与方行为不可行解。

图 11 火箭外形优化目标函数收敛曲线

Fig. 11 Convergence curve of objective function for rocket shape optimization

图 14 为采用本软件系统设计优化气动外形

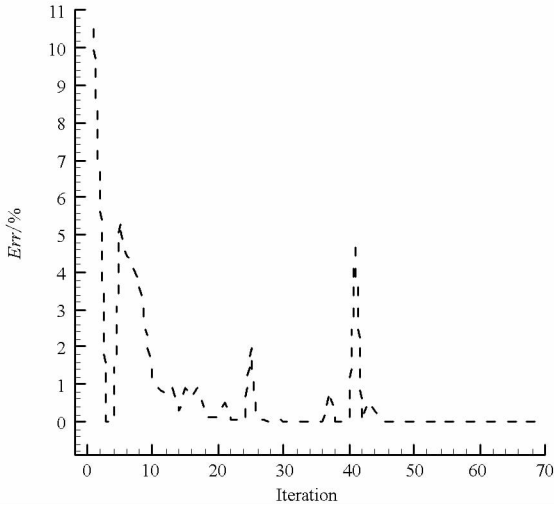


图 12 火箭外形优化相对误差收敛曲线
Fig. 12 Convergence curve of relative error for rocket shape optimization

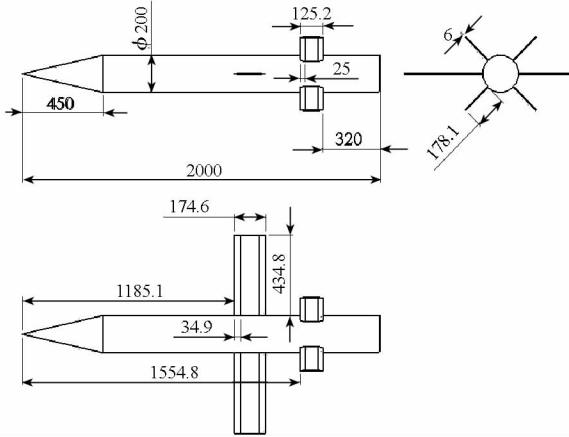


图 13 “天航二号”火箭外形优化结果
Fig. 13 TH-II rocket optimized shape

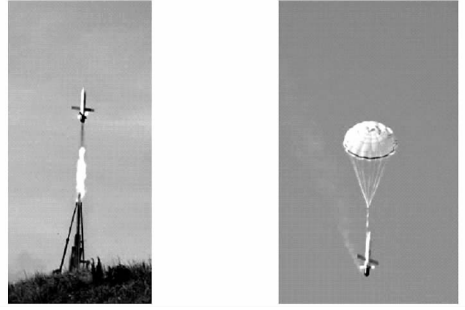
得到的“天航二号”火箭飞行试验概况,飞行试验取得圆满成功,表明本文设计优化得到的“天航二号”试验火箭静稳定性、操纵性、配平升阻力特性等性能指标符合设计要求,满足工程需要。

4 结论

研究改进了序列近似优化方法,并将其应用于火箭快速设计,主要研究工作和结论如下:



(a) 总装后外形
(a) Shape after assembling



(b) 点火出架 (c) 开伞回收
(b) Firing (c) Recovery using parachute

图 14 “天航二号”火箭飞行试验概况
Fig. 14 TH-II rocket flight test

1)建立了含线性项的径向基函数,提高了其对线性函数的近似能力;基于样本点的局部密度,采用黄金分割法得到了最优总影响体积数值,进而计算最优核宽度,仿真结果表明了该方法的有效性。

2)建立了潜在可行域最大距离加点准则并与潜在最优加点准则结合,兼顾了序列近似优化算法的探索能力与开发能力;提出了序列近似优化方法三步收敛判定准则;构建了改进序列近似的算法流程;通过 Golinski 减速器优化设计问题分析了算法性能,目标函数调用 42 次后便搜索到全局最优解,体现了良好的全局寻优能力与搜索效率。

3)以“天航二号”火箭为例,建立了其外形优化问题数学模型,采用改进的序列近似优化方法迭代至第 33 步,原始计算模型调用 165 次之后便搜索到全局最优解,所用机时仅为 190.6 s,大大提高了设计效率。“天航二号”火箭飞行试验取得圆满成功,表明设计优化得到的“天航二号”试验火箭各项气动性能指标符合设计要求,满足工程需要。

参考文献 (References)

[1] Wang D H, Wu Z P, Fei Y, et al. Structural design employing a sequential approximation optimization approach[J]. Computers and Structures, 2014, 134:75-87.

[2] Kitayama S, Arakawa M, Yamazaki K. Sequential approximate optimization for discrete design variable problems using radial basis function network[J]. Applied Mathematics and Computation, 2012, 219(8): 4143-4156.

[3] Nakayama H, Arakawa M, Sasaki R. Simulation-based optimization using computational intelligence [J]. Optimization and Engineering, 2002, 3(2): 201-214.

[4] Kitayama S, Arakawa M, Yamazaki K. Sequential approximate optimization using radial basis function network for engineering optimization [J]. Optimization and Engineering, 2011, 12(4): 535-557.

- [5] Deng Y M, Lam I C, Tor S B, et al. A CAD-CAE integrated injection molding design system [J]. *Engineering with Computers*, 2002, 18: 80–92.
- [6] Kitayama S, Yamazaki K. Simple estimate of the width in Gaussian kernel with adaptive scaling technique[J]. *Applied Soft Computing*, 2011, 11(8): 4726–4737.
- [7] Luo C T, Zhang S L, Wang C, et al. A metamodel-assisted evolutionary algorithm for expensive optimization[J]. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 2011, 236(5): 759–764.
- [8] Jin R, Chen W, Simpson T W. Comparative studies of metamodeling techniques under multiple modeling criteria[J]. *Journal of Structural and Multidisciplinary Optimization*, 2001, 23(1): 1–13.
- [9] Jones D R. A taxonomy of global optimization methods based on response surfaces [J]. *Journal of Global Optimization*, 2001, 21: 345–383.
- [10] 谢政, 李建平, 陈攀. 非线性最优化理论与方法[M]. 北京: 高等教育出版社, 2010.
XIE Zheng, LI Jianping, CHEN Zhi. *Nonlinear optimization theory and methods* [M]. Beijing: Higher Education Press, 2010. (in Chinese)
- [11] Padula S L, Alexandrov N, Green L L. MDO test suite at NASA langley research center [C]//*Proceedings of 6th AIAA/NASA/ISSMO Symposium on Multidisciplinary Analysis and Optimization*, Bellevue, 1996.
- [12] Luo Y Z, Tang G J. Parallel simulated annealing using simplex method [J]. *AIAA Journal*, 2006, 44(12): 3143–3146.
- [13] 严恒元. 飞行器气动特性分析与工程计算[M]. 西安: 西北工业大学出版社, 1990.
YAN Hengyuan. *Aircraft aerodynamic characteristics analysis and engineering calculation* [M]. Xi'an: Northwestern Polytechnic University Press, 1990. (in Chinese)