

战术导弹多目标多学科设计优化

郑安波, 马汉东*, 罗小云

中国航天空气动力技术研究院 研究生部, 北京 100074

摘要: 为了对导弹进行多学科设计优化(MDO),建立了包含气动、推进、质量、控制和弹道的多学科分析模型,并采用协作优化对战术导弹多目标多学科设计优化问题进行了表述。针对多目标多学科优化设计问题的计算复杂性,提出了一种新的处理约束多目标优化问题的基于 Kriging 多目标遗传算法(MOKGA)。MOKGA 采用物理规划法将多目标优化转化为单目标优化,然后构建目标函数的考虑约束的 EI(Expected Improvement)模型,并采用遗传算法进行求解。将 MOKGA 与多目标优化算法 NSGA-II 进行了比较。结果表明,NSGA-II 和 MOKGA 两种算法的优化结果均较初始方案得到明显改进,但 MOKGA 的精确分析次数较 NSGA-II 减少了 40%,降低了多学科设计优化问题求解过程中的计算复杂性。

关键词: 导弹; 多学科设计优化; 多目标; 遗传算法; 物理规划

中图分类号: V212 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-6893(2013)11-2557-08

近年来,多学科设计优化一直是飞行器设计研究的热点^[1]。多学科设计优化通过学科间的协调与优化实现系统整体最优。常用的多学科设计优化算法包括多学科可行方法、单学科可行方法、协作优化和并行子空间优化等^[2-8]。通常,飞行器设计优化不仅涉及多个学科,还包括相互冲突的多个目标函数。因此,多目标多学科设计优化问题的求解非常关键。

近似方法作为学科分析工具和优化算法之间的接口,得到了广泛的研究^[9]。Kriging 模型由于适用于拟合具有高度非线性、多峰值的问题而得到了广泛的应用^[10-12]。Giunta 等^[10]将基于试验设计理论的 Kriging 响应面成功地应用于高速民用运输机机翼的优化设计。Keane^[11]将 Kriging 响应面和数据融合技术用于机翼的气动优化设计中。Chung 和 Alonso^[12]将基于 Kriging 模型的

Micro-GA(Genetic Algorithm)算法应用于低噪声超声速客机的优化设计。但使用 Kriging 模型存在不确定性,为了在优化设计中提高 Kriging 模型的预测精度,采用新的统计变量 EI(Expected Improvement)作为目标函数进行优化设计^[13-17]。Jeong 等^[13-14]使用 EI 和遗传算法进行了二维翼型的优化设计。Kanazaki 等^[15]使用 EI 和多目标遗传算法进行了多段翼型缝道参数的多目标优化设计。Kumano 等^[16]使用 EI 和多目标遗传算法进行机翼外形的气动弹性多目标多学科优化设计。杨慧等^[17]使用 EI 和遗传算法进行旋翼翼型的优化设计。

文献[14]~文献[16]在处理多目标优化问题上采用基于 Pareto 的多目标遗传算法。该方法通过构造当前进化种群的非支配集并使之不断逼近 Pareto 最优解来实现。这些算法构造非支配

收稿日期: 2012-12-14; 退修日期: 2013-01-09; 录用日期: 2013-02-24; 网络出版时间: 2013-04-09 10:56
网络出版地址: www.cnki.net/kcms/detail/11.1929.V.20130409.1056.001.html
* 通讯作者. Tel.: 010-68743174 E-mail: mahandong@263.net

引用格式: Zheng A B, Ma H D, Luo X Y. Multiobjective multidisciplinary design optimization of missile. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica. 2013, 34(11): 2557-2564. 郑安波,马汉东,罗小云. 战术导弹多目标多学科设计优化. 航空学报, 2013, 34(11): 2557-2564.

集的计算复杂度均不低于 $O(N^2)$, N 为组合种群规模。NSGA-II^[18] 是一种采用快速非支配排序的 Pareto 多目标遗传算法, 将计算复杂度降为 $O(N^2)$ 。本文在 Jeong 的约束 EI 方法^[14] 的基础上, 发展了一种新的基于物理规划法的处理多目标优化问题的方法。

1 基于 Kriging 的多目标遗传算法

1.1 Kriging 模型

Kriging 模型假定为全局模型和局部偏离的结合^[9], 即

$$y(\mathbf{x}) = f(\mathbf{x}) + Z(\mathbf{x}) \quad (1)$$

式中: $y(\mathbf{x})$ 为未知函数; $f(\mathbf{x})$ 为设计空间的全局模型; 而 $Z(\mathbf{x})$ 为局部偏离。 $f(\mathbf{x}) = \mathbf{p}^T(\mathbf{x})\boldsymbol{\beta}$, $\mathbf{p}^T(\mathbf{x})$ 为多项式基函数组, $\boldsymbol{\beta}$ 为系数向量; $Z(\mathbf{x})$ 是随机过程的实现, 其统计特性为

$$\begin{cases} E[Z(\mathbf{x})] = 0, \text{Var}[Z(\mathbf{x})] = \sigma^2 \\ \text{Cov}[Z(\mathbf{x}_i), Z(\mathbf{x}_j)] = \sigma^2 \mathbf{R}[\mathbf{R}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)] \end{cases} \quad (2)$$

式中: \mathbf{R} 为 $n \times n$ 阶对称矩阵, 其对角线元素均为 1; $\mathbf{R}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$ 为任意两个样本点 $\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j$ 的相关函数, 由用户指定, 本文使用高斯相关函数, 其表达式为

$$\mathbf{R}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \exp\left[-\sum_{k=1}^{n_{dv}} \theta_k (x_{ik} - x_{jk})^2\right] \quad (3)$$

式中: n_{dv} 为设计变量个数; θ_k 为用来拟合模型的未知相关参数; x_{ik}, x_{jk} 分别为样本点 $\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j$ 的第 k 维元素。

待测点的响应 $y(\mathbf{x})$ 的预测值为

$$\hat{y} = \mathbf{p}^T(\mathbf{x})\hat{\boldsymbol{\beta}} + \mathbf{r}^T(\mathbf{x})\mathbf{R}^{-1}(\mathbf{Y} - \mathbf{P}\hat{\boldsymbol{\beta}}) \quad (4)$$

式中: $\mathbf{P} = [\mathbf{p}(\mathbf{x}_1) \quad \mathbf{p}(\mathbf{x}_2) \quad \cdots \quad \mathbf{p}(\mathbf{x}_n)]^T$; \mathbf{Y} 为样本点响应值组成的列向量; $\mathbf{r}^T(\mathbf{x})$ 为待测点与采样点的相关函数组成的相关向量, 其表达式为

$$\mathbf{r}^T(\mathbf{x}) = [R(\mathbf{x}, \mathbf{x}_1) \quad R(\mathbf{x}, \mathbf{x}_2) \quad \cdots \quad R(\mathbf{x}, \mathbf{x}_n)]^T \quad (5)$$

向量 $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ 使用

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = (\mathbf{P}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{P})^{-1} \mathbf{P}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{Y} \quad (6)$$

估计。响应 y 与全局模型 $\mathbf{p}^T(\mathbf{x})\hat{\boldsymbol{\beta}}$ 之差的方差估计为

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{(\mathbf{Y} - \mathbf{P}\hat{\boldsymbol{\beta}})^T \mathbf{R}^{-1} (\mathbf{Y} - \mathbf{P}\hat{\boldsymbol{\beta}})}{n} \quad (7)$$

式(3)中用来拟合模型的 θ_k 的极大似然估计由

$$\text{MLE} = \max\left(-\frac{[n \ln(\hat{\sigma}^2) + \ln|\mathbf{R}|]}{2}\right), \theta_k > 0 \quad (8)$$

解出。式(8)中 $\hat{\sigma}^2$ 和 $|\mathbf{R}|$ 都是 θ_k 的函数, 任意一组 θ_k 都可以生成一个插值模型, 而最好的 Kriging 模型通过求解由式(8)给出的 k 维无约束非线性优化问题得到^[9]。

Kriging 模型的预测值精度取决于预测点与样本点的距离, 离样本点越近, 预测值 $\hat{y}(\mathbf{x})$ 的精度越高。这可以用 Kriging 模型的均方差 $s^2(\mathbf{x})$ 表示, 其表达式为

$$s^2(\mathbf{x}) = \hat{\sigma}^2 \left[1 - \mathbf{r}^T \mathbf{R} \mathbf{r} + \frac{(1 - \mathbf{1}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{r})^2}{\mathbf{1}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{1}}\right] \quad (9)$$

它表示估计点的不确定性。根均方差表示为 $s = \sqrt{s^2(\mathbf{x})}$; $\mathbf{1}$ 为向量所有元素等于 1。

1.2 基于 Kriging 的遗传算法

采用近似技术进行优化的方法依赖于近似模型的精度, 精度越高, 优化结果越可靠; 精度越低, 可靠性越差。因此为了在优化设计中提高模型的预测精度, 采用统计量 EI。假设 \mathbf{x} 点响应 $y(\mathbf{x})$ 服从均值为 $\hat{y}(\mathbf{x})$ 、方差为 $s(\mathbf{x})$ 的正态分布, 其概率密度为^[19]

$$\frac{1}{\sqrt{2\pi}s(\mathbf{x})} \exp\left[-\frac{1}{2} \left(\frac{y(\mathbf{x}) - \hat{y}(\mathbf{x})}{s(\mathbf{x})}\right)^2\right]$$

对于最小化问题, \mathbf{x} 点的改进为

$$I(\mathbf{x}) = \max(y_{\min} - \hat{y}(\mathbf{x}), 0) \quad (10)$$

$I(\mathbf{x})$ 的期望, 即 EI 可通过如下公式:

$$E[I(\mathbf{x})] =$$

$$\begin{cases} (y_{\min} - \hat{y})\Phi\left(\frac{y_{\min} - \hat{y}}{s}\right) + s\phi\left(\frac{y_{\min} - \hat{y}}{s}\right) & s > 0 \\ 0 & s = 0 \end{cases} \quad (11)$$

进行计算。式中: y_{\min} 为所有样本点的最小目标函数值; \hat{y} 为 \mathbf{x} 点处的 Kriging 模型预测值; s 为 Kriging 模型预测根均方差; Φ 和 ϕ 分别为标准正态分布函数和正态分布密度函数。EI 中第 1 项是当 $\hat{y}(\mathbf{x})$ 可能比 y_{\min} 更小时, 该项比较大; 当 s 比较大时, 即 Kriging 模型存在很大不确定性, 第 2 项比较大。较大期望改进值的点表示, 在寻找有希望的区域(局部搜索)和寻找不确定性大的区域(全局搜索)之间平衡。通过最大化 EI 值来选

择样本点,探索全局最优同时改进模型精度。选择遗传算法对 EI 进行全局寻优,形成了基于 Kriging 的遗传算法^[13]。

1.3 多目标约束优化

1.3.1 物理规划法

物理规划是美国 Messac 等^[20]于 1995 年提出的一种新的处理多目标设计优化问题的方法。该方法根据实际工程经验,构建反映设计者偏好程度的偏好函数 \bar{g}_i ,将不同物理意义的设计目标 g_i 转换为具有相同数量级的无量纲的满意度目标,通过求各偏好函数均值的常用对数构建综合偏好函数,然后采用优化方法求解。

物理规划法将设计指标的偏好类型分为越小越好、越大越好、趋于某值最好和在某取值范围最好 4 种,而每种偏好又分为软、硬两种设计偏好,故偏好函数有 8 种类型。软型偏好函数一般对应设计目标,反映对不同设计指标的满意程度;硬型偏好函数对应约束条件,在设计指标的可行域内取函数的最小值,即设计指标可行即可。软偏好函数的设计目标分为很期望、期望、可容忍、不期望、很不希望和不可接受 6 个等级。图 1 为越小越好偏好类型(Class1S)的偏好函数区间划分图。

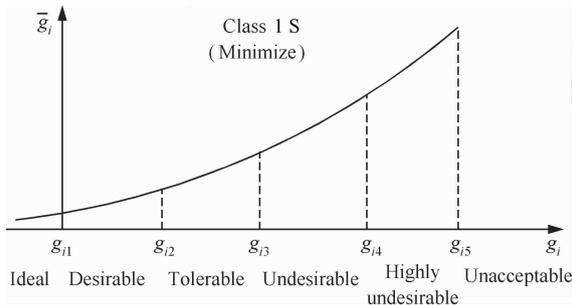


图 1 Class 1S 偏好函数

Fig. 1 Preference function of Class 1S

1.3.2 约束处理

传统的约束处理采用罚函数法,计算效率不高,本文采用锦标赛法^[21],即:①可行解优于不可行解;②可行解之间比较目标函数;③不可行解之间比较约束违背量。同时考虑约束对采样策略的影响,即构建新的考虑约束的 EI 模型。对约束 $c_i(\mathbf{x}) < a_i (i = 1, 2, \dots, k)$, 满足约束可以用概

率表示为

$$P(c_i(\mathbf{x}) < a_i) = \Phi\left(\frac{a_i - \hat{c}_i(\mathbf{x})}{s_i}\right) \quad (12)$$

将这些概率与原 EI 相乘,得到约束的 EI 模型^[14]

$$EI_c = EI \cdot P(c_1(\mathbf{x}) < a_1) \cdot$$

$$P(c_2(\mathbf{x}) < a_2) \cdots P(c_k(\mathbf{x}) < a_k) \quad (13)$$

因此,在基于 Kriging 的遗传算法的基础上发展了一种新的处理多目标约束优化问题的基于 Kriging 多目标遗传算法(Multi Objective Kriging based Genetic Algorithm, MOKGA),其流程如图 2 所示。

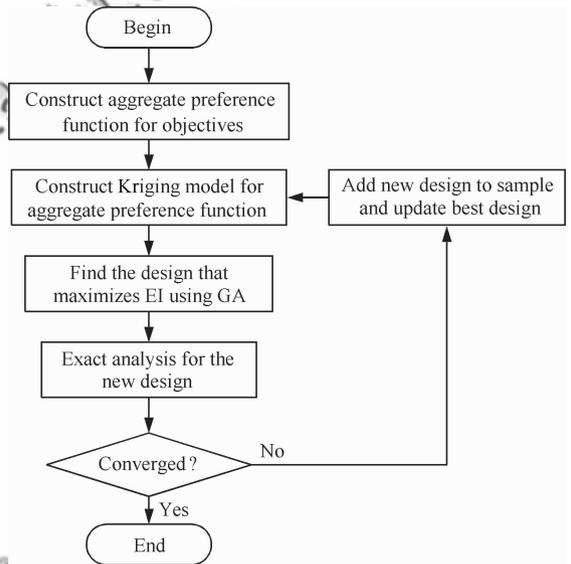


图 2 MOKGA 流程图

Fig. 2 Flowchart of MOKGA

2 战术导弹多目标多学科优化模型

2.1 多学科分析模型

对某机载反坦克近程战术导弹进行多学科设计优化。战术导弹多学科设计优化涉及气动、推进、质量、弹道和控制 5 个学科。

2.1.1 气动分析模型

随着计算能力的增强,各种高精度分析模型应用于导弹概念设计,提高了优化结果的可信度,但同时也带来了不少计算负担。为了尽可能地利用高精度分析模型,应用试验设计和高精度响应面技术^[22]。使用工程估算程序 Missile DAT-COM^[23]预测趋势,少量计算流体力学(CFD)数值

计算数据进行修正。CFD 数值模拟采用 Navier-Stokes 方程和 Spalart-Allmaras 湍流模型。应用耦合求解器对控制方程进行求解。计算网格如图 3 所示,在靠近壁面处,采用精细化的网格来捕捉流动现象,而远场采用粗大的网格以节省计算成本;图 4 为阻力系数 C_D 的 DATCOM 和 CFD 计算结果与风洞试验数据的比较;图 5 为 CFD 计算结果相对 DATCOM 计算结果的增量函数的响应面。图中: ΔC_D 为阻力系数增量; α 为迎角; Ma 为马赫数。

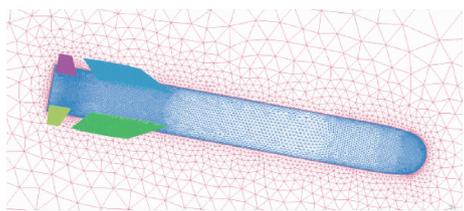


图 3 战术导弹计算网格

Fig. 3 Computational grid of missile

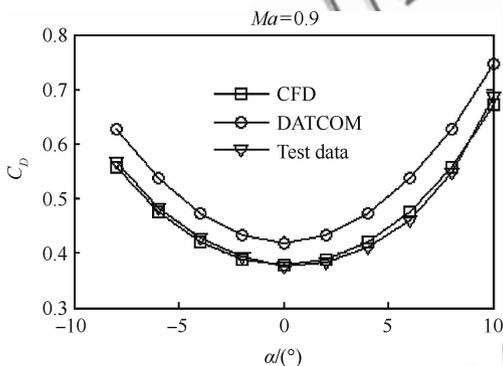


图 4 阻力系数的 DATCOM 和 CFD 计算结果与风洞试验数据的比较

Fig. 4 Comparison of DATCOM and CFD predictions and wind tunnel test data for drag coefficient

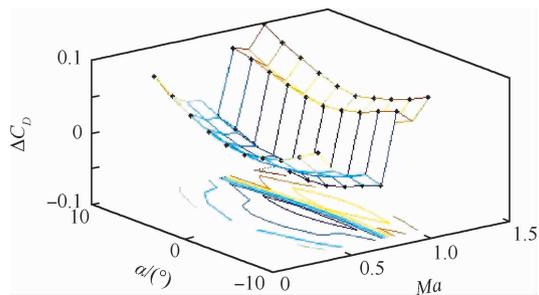


图 5 阻力系数增量的 Kriging 响应面

Fig. 5 Kriging response surface of drag coefficient increment

2.1.2 动力分析模型

战术导弹动力系统采用固体火箭发动机和端面燃烧装药。发动机推力表达式为

$$F = A_t p_c C_F \quad (14)$$

推力系数 C_F 是比热比 γ 、喷管面积比 $\frac{A_c}{A_t}$ 、喷管压力比 $\frac{p_c}{p_e}$ 和压力比 $\frac{p_c}{p_0}$ 的函数,其表达式为

$$C_F = \Gamma \sqrt{\frac{2\gamma}{\gamma-1} \left[1 - \left(\frac{p_c}{p_e} \right)^{\frac{\gamma-1}{\gamma}} \right]} + \frac{A_c}{A_t} \left(\frac{p_c}{p_e} - \frac{p_0}{p_c} \right)$$

式中: $\Gamma = \sqrt{\gamma \left(\frac{2}{\gamma+1} \right)^{\frac{\gamma+1}{\gamma}}}$ 。

2.1.3 质量质心模型

导弹质量分为弹翼、尾翼、发动机、弹身与有效载荷 4 个部分。弹翼与尾翼的质量计算公式为

$$m_{wt} = \bar{m}_w S_w + \bar{m}_t S_t \quad (15)$$

式中: \bar{m}_w 为单位面积弹翼的质量; S_w 为弹翼面积; \bar{m}_t 为单位面积尾翼的质量; S_t 为尾翼面积。发动机质量包括装药和壳体两部分,发动机装药质量根据发动机工作时间和质量流率来计算,壳体质量则根据发动机装药初步估计。发动机工作期间,质量质心认为是线性变化的。

2.1.4 制导与控制分析模型

使用标准的比例导引算法。标准比例导引算法的指令加速度 n_c 正比于视线角速率 $\dot{\sigma}$ 和逼近速度 V_c ,即

$$n_c = N V_c \dot{\sigma} \quad (16)$$

式中: N 为有效导引比。当导弹进入接近目标的最后阶段机动时,视线角速率将接近无穷大,因此指令加速度也将接近无穷大。通常对飞行系统的总加速度指令进行限制。

控制回路采用三回路自动驾驶仪,其结构框图如图 6 所示。图中: δ 为舵偏角; q 和 n_A 分别为俯仰角速度和加速度反馈。三回路自动驾驶仪采用角速率陀螺和线加速度计作为反馈敏感元件,并由速率阻尼回路、复合稳定回路和加速度回路组成。速率阻尼回路和复合稳定回路提供比例积分补偿,有效阻尼弹体极点。加速度回路控制导弹横向加速度。 K_A 、 ω_i 、 K_R 和 K_f 是自动驾驶仪

增益,这些增益可以通过弹体的气动特性和自动驾驶仪的指定性能参数确定。这些性能参数是阻尼比,时间常数和穿越频率,作为自动驾驶设计参数。

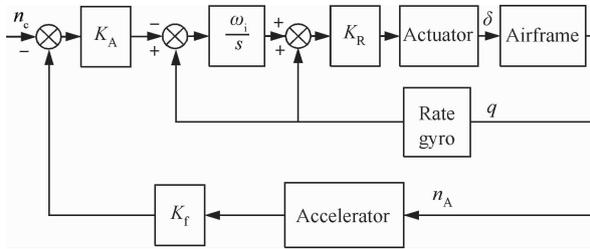


图6 三回路自动驾驶仪结构图

Fig. 6 Block diagram of three-loop autopilot

2.1.5 弹道分析模型

对于导弹的初步设计,可采用弹体坐标系下的三自由度方程:

$$\begin{cases} \dot{u} = \frac{(F + F_x)}{m} - q\omega - g\sin\theta \\ \dot{w} = \frac{F_z}{m} + qu + g\cos\theta \\ \dot{q} = \frac{M}{I_y} \\ \dot{\theta} = q \end{cases} \quad (17)$$

式中: u 和 w 分别为速度矢量在弹体坐标系 x 轴和 z 轴的分量; F_x 和 F_z 分别为气动力在弹体坐标系 x 轴和 z 轴的分量; F 为沿 x 轴的推力; M 为俯仰力矩; θ 为弹体的俯仰姿态角; q 为俯仰角速度; m 和 I_y 分别为导弹的质量和 y 轴转动惯量。

导弹和目标的相对运动方程为

$$\begin{cases} \Delta R = \sqrt{\Delta X^2 + \Delta Z^2} \\ V_c = \Delta \dot{R} = \frac{\Delta X \Delta \dot{X} + \Delta Z \Delta \dot{Z}}{\sqrt{\Delta X^2 + \Delta Z^2}} \\ \sigma = \arctan \frac{\Delta Z}{\Delta X} \\ \dot{\sigma} = \frac{\Delta \dot{Z} \Delta X - \Delta Z \Delta \dot{X}}{\Delta X^2 + \Delta Z^2} \end{cases} \quad (18)$$

式中: ΔR 为导弹和目标的相对距离,当逼近速度 V_c 改变符号或 $\Delta Z = 0$ 时,确定最终命中脱靶量 MD,即 $MD = \Delta R$ 。

2.2 多学科优化模型

2.2.1 优化模型

首先建立优化模型,确定目标函数、设计变量和约束条件。

1) 目标函数

选取起飞质量 M_0 和命中点的脱靶量 MD 作为设计目标。

2) 设计变量

设计变量包括:弹翼轴向位置 x_1 、尾翼轴向位置 x_2 、弹翼前缘后掠角 χ_1 、尾翼前缘后掠角 χ_2 、弹翼根弦长 C_{R1} 、尾翼根弦长 C_{R2} 、弹翼梢弦长 C_{T1} 、尾翼梢弦长 C_{T2} 、弹翼半展长 b_1 、尾翼半展长 b_2 、发动机工作时间 t_f 和喷管喉部截面面积 A_t 。

3) 约束条件

第一组约束为几何约束,要求弹翼和尾翼不能重叠,且尾翼后根部不超出弹体,即

$$\begin{cases} d_s = x_2 - x_1 - \\ \max\left(b_1 \tan\left(\frac{\chi_1}{57.3}\right) + C_{T1}, C_{R1}\right) \geq d_o \\ X_{tr} = x_2 + C_{R2} \leq L_o \end{cases}$$

第二组约束来自发动机模型,包括发动机总冲 I_f 和发动机喷管出口直径 D_e ,可描述为

$$\begin{cases} I_f > I_o \\ D_e < D_o \end{cases}$$

第三组约束为过载约束,限制需用法向过载 n_y ,即

$$n_y \leq n_{y0}$$

为了确保优化结果和各参数的合理性,还需附加一些相关约束范围。

2.2.2 基于协作优化的战术导弹多学科设计优化

根据协作优化(CO)方法框架,将控制设计与弹道仿真放在系统级,其余学科放在子系统级。系统级设计变量 \mathbf{X}_{sys} 为耦合变量,包括结构质量 M_{wt0} 、装药质量 M_{p0} 、发动机工作时间 t_{f0} 和推力 F_0 。目标函数为起飞质量 M_0 ,命中点脱靶量 MD。在子系统级,分为两个并行计算部分,第一部分为气动与结构质量学科,其设计变量为

$$\mathbf{X}_1 =$$

$$[x_1 \ x_2 \ \chi_1 \ \chi_2 \ C_{R1} \ C_{R2} \ C_{T1} \ C_{T2} \ b_1 \ b_2 \ M_p]$$

发动机装药质量 M_p 作为耦合输入, 结构质量 M_{wt} 作为耦合输出, 因此

$$J_1 = (M_{p0} - M_p)^2 + (M_{wt0} - M_{wt})^2$$

第二部分为发动机学科, 设计变量

$$\mathbf{X}_2 = [t_f \ A_t]$$

发动机推力 F 和装药质量 M_p 作为耦合输出, 因此

$$J_2 = (t_{f0} - t_f)^2 + (F_0 - F)^2 + (M_{p0} - M_p)^2$$

导弹多学科设计优化的 CO 表述如下:

系统级为

$$\begin{cases} \min M_0, MD \\ \text{s. t. } J_1(\mathbf{X}_{\text{sys}}) < \epsilon_1 \\ J_2(\mathbf{X}_{\text{sys}}) < \epsilon_2 \\ g_5(\mathbf{X}_{\text{sys}}) < n_{y0} \end{cases}$$

气动与结构质量学科优化为

$$\begin{cases} \min J_1 \\ \text{s. t. } g_1(\mathbf{X}_1) = d_s \leq d_0 \\ g_2(\mathbf{X}_1) = X_{tr} \leq L_0 \end{cases}$$

发动机学科优化为

$$\begin{cases} \min J_2 \\ \text{s. t. } g_3(\mathbf{X}_2) = I_f \leq I_0 \\ g_4(\mathbf{X}_2) = D_e \leq D_0 \end{cases}$$

采用 CO 方法的战术导弹多学科设计优化流程, 如图 7 所示。

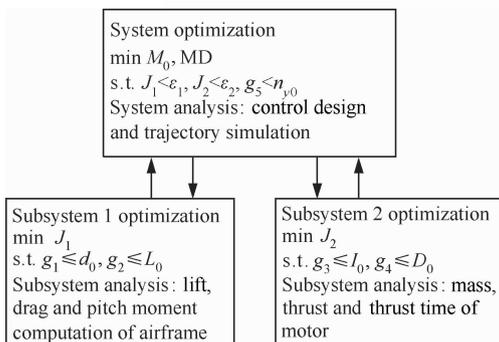


图 7 基于 CO 的战术导弹多学科设计优化

Fig. 7 Missile MDO based on CO

3 优化结果

采用 MOKGA 首先进行了 31 次均匀设计试验, 然后运行 1 500 次(最大运行次数)迭代, 第 1 493 次所得结果最优, 综合偏好函数改进历程图, 如图 8 所示。从图中可以看出, 综合偏好函数

在优化过程中不断改进。

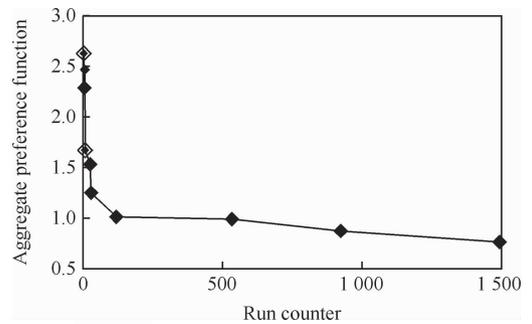


图 8 综合偏好函数改进历程图

Fig. 8 History plot of aggregate preference function

将采用 MOKGA 与 NSGA-II 的优化结果列于表 1 进行比较。从表 1 的优化结果可以看出, 两种方法的优化结果相近, 且都较初始方案得到了改进, 但 MOKGA 的精确分析次数较 NSGA-II 少了 40%, 显著降低了求解 CO 问题的计算成本。

表 1 CO 优化结果比较

Table 1 Comparison of CO optimization results

| Variable | Lower limit | Upper limit | Initial values | NSGA-II | MOKGA |
|------------------------|-------------|-------------|----------------|-----------|-----------|
| x_1 / m | 0.8 | 1.0 | 0.991 | 0.955 8 | 0.991 0 |
| x_2 / m | 1.2 | 1.4 | 1.364 | 1.360 0 | 1.364 0 |
| χ_1 / (°) | 30 | 60 | 55 | 54.483 1 | 55.000 0 |
| χ_2 / (°) | 10 | 30 | 19.3 | 19.300 0 | 19.300 0 |
| C_{R1} / m | 0.28 | 0.3 | 0.295 | 0.280 0 | 0.280 1 |
| C_{R2} / m | 0.07 | 0.09 | 0.083 | 0.070 0 | 0.077 1 |
| C_{T1} / m | 0.2 | 0.24 | 0.22 | 0.200 1 | 0.200 1 |
| C_{T2} / m | 0.04 | 0.05 | 0.048 | 0.040 0 | 0.044 1 |
| b_1 / m | 0.085 | 0.11 | 0.1 | 0.085 0 | 0.085 3 |
| b_2 / m | 0.085 | 0.11 | 0.1 | 0.085 0 | 0.093 5 |
| t_f / s | 2.5 | 4.0 | 4.0 | 3.999 9 | 3.987 0 |
| A_t / m ² | 100 | 361 | 225.15 | 225.820 5 | 222.399 9 |
| M_0 / kg | | 45 | 43.9 | 43.088 0 | 43.024 0 |
| MD / m | | 0.1 | 0.15 | 0.001 6 | 0.009 8 |
| Exact analyses | | | | 2 550 | 1 531 |

4 结论

1) NSGA-II 使导弹的起飞质量较初始设计减轻了 1.8%, 脱靶量较初始设计降低了 98.9%。

2) MOKGA 使导弹的起飞质量较初始设计减轻了 2%, 脱靶量较初始设计降低了 93.5%。

3) MOKGA 方法取得了与 NSGA-II 相近的优化结果, 但 MOKGA 的精确分析次数较 NSGA-II 减少了 40%, 降低了多学科设计优化问题求解的计算复杂度。

参 考 文 献

- [1] Wang Z G, Chen X Q, Luo W C. Research on the theory and application of multidisciplinary design optimization of flight vehicles. Beijing: National Defense Industry Press, 2006: 43-44. (in Chinese)
王振国, 陈小前, 罗文彩. 飞行器多学科设计优化理论与应用研究. 北京: 国防工业出版社, 2006: 43-44.
- [2] Perez R E, Liu H H T. Evaluation of multidisciplinary optimization approaches for aircraft conceptual design. AIAA-2004-4537, 2004.
- [3] Brown N F, Olds D J. Evaluation of multidisciplinary optimization (MDO) techniques applied to a reusable launch vehicle. AIAA-2005-707, 2005.
- [4] Weck O, Agte J, Arendsen P, et al. State-of-the-art and future trends in multidisciplinary design optimization. AIAA-2007-1905, 2007.
- [5] Yu X Q, Ding Y L. Multidisciplinary design optimization a survey of its algorithms and applications to aircraft design. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2000, 21(1): 1-6. (in Chinese)
余雄庆, 丁运量. 多学科设计优化算法及其在飞行器设计中应用. 航空学报, 2000, 21(1): 1-6.
- [6] Wang X Q, Wang X J. Algorithm of multidiscipline optimization design. Missile and Space Vehicle, 2007(1): 23-26. (in Chinese)
王晓青, 王小军. 多学科优化技术及其算法. 导弹与航天运载技术, 2007(1): 23-26.
- [7] Chen G, Kang W X, Yan G R, et al. Multi-objective pareto collaborative optimization for RLV reentry trajectory design. Journal of Astronautics, 2008, 29(4): 1211-1215. (in Chinese)
陈刚, 康无兴, 闫桂荣, 等. 基于多目标多学科设计优化方法的再入弹道设计研究. 宇航学报, 2008, 29(4): 1211-1215.
- [8] Zheng A B, Luo X Y, Ma H D, et al. An application of collaborative optimization to the conceptual design of UAV. Aeronautical Computing Technique, 2010, 40(2): 37-39. (in Chinese)
郑安波, 罗小云, 马汉东, 等. 协作优化在无人机概念设计中的应用. 航空计算技术, 2010, 40(2): 37-39.
- [9] Lan W B, Luo X Y, Zheng A B. Research of RSM in missile multidisciplinary design optimization. Computing Technology and Automation, 2009, 28(3): 111-115. (in Chinese)
兰文博, 罗小云, 郑安波. 导弹多学科设计优化中响应面方法研究. 计算技术与自动化, 2009, 28(3): 111-115.
- [10] Giunta A, Balabanov V, Haim D. Wing design for a high-speed civil transport using a design of experiments methodology. AIAA-1996-392, 1996.
- [11] Keane A J. Wing optimization using design of experiment, response surface, and data fusion methods. Journal of Aircraft, 2003, 40(4): 741-750.
- [12] Chung H S, Alonso J J. Multiobjective optimization using approximation model-based genetic algorithms. AIAA-2004-4325, 2004.
- [13] Jeong S, Murayama M, Yamamoto K. Efficient optimization design method using Kriging model. AIAA-2004-118, 2004.
- [14] Jeong S, Yamamoto K, Obayashi S. Kriging-based probabilistic method for constrained multi-objective optimization problem. AIAA-2004-6437, 2004.
- [15] Kanazaki M, Tanaka K, Jeong S, et al. Multi-objective aerodynamic optimization of elements' setting for high-lift airfoil using Kriging model. AIAA-2006-1471, 2006.
- [16] Kumano T, Jeong S, Obayashi S, et al. Multidisciplinary design optimization of wing shape for a small jet aircraft using kriging model. AIAA-2006-932, 2006.
- [17] Yang H, Song W P, Han Z H. Multi-objective and multi-constrained optimization design for a helicopter rotor airfoil. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2012, 33(7): 1218-1226. (in Chinese)
杨慧, 宋文萍, 韩忠华, 等. 旋翼翼型多目标多约束气动优化设计. 航空学报, 2012, 33(7): 1218-1226.
- [18] Deb K, Pratap A, Agarwals, et al. A fast and elitist multi-objective genetic algorithm: NSGA-II. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(2): 182-197.
- [19] Jones D R, Schonlau M, Welch W J. Efficient global optimization of expensive black-box functions. Journal of Global Optimization, 1998, 13(4): 455-492.
- [20] Messac A, Gupta S M, Akbulut B. Linear physical programming: a new approach to multiple objective optimization. Transactions on Operational Research, 1996, 15(8): 39-59.
- [21] Chen G, Xu M, Wang Z M, et al. RLV reentry trajectory multi-objective optimization design based on NSGA-II Algorithm. AIAA-2005-6131, 2005.
- [22] Tang C Y, Gee K, Lawrence S L. Generation of aerodynamic data using a design of experiment and data fusion approach. AIAA-2005-1137, 2005.
- [23] Blake W B. Missile datcom: 1997 status and future plans. AIAA-1997-2280, 1997.

作者简介:

郑安波 男, 博士研究生。主要研究方向: 飞行器多学科设计优化。

Tel: 010-68743174

E-mail: olboy@sina.com.cn

马汉东 男, 博士, 研究员, 博士生导师。主要研究方向: 计算流体力学。

Tel: 010-68743174

E-mail: mahandong@263.net

罗小云 男, 硕士, 研究员, 硕士生导师。主要研究方向: 飞行器设计。

Tel: 010-68743174

E-mail: Luoxy63@126.com

Multiobjective Multidisciplinary Design Optimization of Missile

ZHENG Anbo, MA Handong^{*}, LUO Xiaoyun

Graduate School, China Academy of Aerospace Aerodynamics, Beijing 100074, China

Abstract: In order to design missiles with multidisciplinary design optimization (MDO), multidisciplinary analysis models are established which involve such diverse fields as aerodynamics, propulsion, mass, control and trajectory. Collaborative optimization is adopted to formulate the MDO of a missile. Due to the computational complexity of the MDO problem, a new method dealing with constrained multiobjective optimization is proposed, which is multiobjective Kriging based genetic algorithm (MOKGA). Physical programming is used in the method to convert the multiobjective to a single objective, and then EI (Expected Improvement) is made for the single objective taking into consideration the various constraints. Genetic algorithm is used to optimize the EI. Comparison between the multiobjective genetic algorithm NSGA-II and MOKGA is made. The results show that the optimized results of both methods are improved as compared with the initial design, but that MOKGA reduces by 40% the number of exact analyses as compared with NSGA-II, which reduces remarkably the computational complexity of multidisciplinary design optimization.

Key words: missile; multidisciplinary design optimization; multiobjective; genetic algorithm; physical programming