

# 翼身融合自主式水下航行器的多泡结构耐压舱分步优化设计

何衍儒, 宋保维, 曹永辉

(西北工业大学 航海学院, 陕西 西安 710072)

**摘要:**针对翼身融合自主式水下航行器的扁平机身结构,提出了一种多泡结构耐压舱,它具有很强的抗压能力,并且充分地利用了机身空间。由径向基函数(radial basis function, RBF)代理模型和Kriging代理模型组成了精确度更高的混合代理模型,采用候选点采样和局部最优采样2种加点策略,对多泡结构耐压舱进行外形和结构的分步优化设计。以最大排水体积为优化目标、外形约束为约束条件,对多泡结构耐压舱进行外形的优化;选取最小结构质量作为优化目标、最大等效应力和屈曲系数为约束条件,对多泡结构耐压舱进行结构的优化。使用基于有限元方法的分析软件ANSYS对模型的强度和稳定性进行了分析。

**关键词:**多泡结构耐压舱;混合代理模型;分步优化;有限元分析

**中图分类号:**TJ630.3

**文献标志码:**A

**文章编号:**1000-2758(2018)04-0664-07

常规配置的自主式水下航行器<sup>[1]</sup>由旋转体、鳍和方向舵组成,特点是具有较大的体积和较高的抗压能力,如Spray、Slocum和Seaglider等。为了得到更高的流体动力效率、提供更大的能源存储空间和有效载荷,翼身融合外形结构被逐渐用于自主式水下航行器的设计,这种外形在机翼和机身主体之间没有明确的分界线,可以提供更高的最大升阻比和更低的沾湿面积与体积比。美国海军研究局2006年开发的XRAY<sup>[2]</sup>是迄今为止最大的翼身融合水下滑翔机,它的翼展长度可达到6.1 m,航行距离1 200~1 500 km,与常规的水下滑翔机相比,性能有了大幅度的提高。

耐压壳体<sup>[3-4]</sup>是海洋仪器设备的主要承力结构,一直以来,关于海洋仪器设备耐压壳体的研究,主要围绕强度和稳定性为重点展开。常见的潜水器耐压壳体结构形式一般有规则的圆柱形、球形、圆锥形、椭球形,或其组合形式。

在航空领域中,多种翼身融合飞行器机身结构被深入的研究。Liebeck<sup>[5]</sup>使用了传统的蒙皮和桁架结构布置。Mukhopadhyay等<sup>[6]</sup>提出了一种多气

泡加压压力容器概念,在这种设计中,2个合并的气泡结构以一定的角度相交,表面的平面膜力处于自平衡状态。Geuskens等<sup>[7]</sup>更进一步地介绍了翼身融合飞行器的多泡结构压力舱内部形式,多泡结构由圆柱形、球形、环形和锥形膜结构组成。

相比于多个单体耐压舱,多泡结构可以有效地提高密封压力舱的有效存储空间和浮重比,非常适用于水下航行器,能够大幅提升翼身融合水下航行器的负载能力和航行性能。

针对这一问题,本文基于翼身融合自主式水下航行器机身的外形参数,使用12个设计变量构造了多泡结构耐压舱,并通过UG二次开发程序实现了参数化建模。多泡结构耐压舱应该完全在航行器机身的内部,以此为约束条件,对耐压舱的外形进行了优化;然后考虑大深度条件下耐压舱的结构性能,使用有限元分析软件ANSYS进行仿真分析,以最大等效应力和屈曲系数为约束条件,采用由径向基函数和Kriging组成的混合代理模型以及候选点采样和局部最优采样2种加点策略,对多泡结构耐压舱的质量进行了优化,使其结构性能有了显著提高。

# 1 混合代理模型

带约束的黑箱全局优化问题可以定义为如下形式:

$$\begin{cases} \min & f(\mathbf{x}) \\ \text{s.t.} & -\infty < x_i^l \leq x_i \leq x_i^u < \infty \\ & x_i \in \mathbf{R}, i = 1, 2, \dots, k \\ & g(\mathbf{x}) \leq 0 \end{cases} \quad (1)$$

式中,  $f(\mathbf{x})$  为目标函数,  $g(\mathbf{x})$  为约束函数。

代理模型<sup>[8]</sup>能够将黑箱问题构造造成光滑连续的显式数学问题,在满足计算精度的同时大大减小计算量。单个代理模型对不同的优化问题具有很大的差异性和不可预测性,这给工程优化带来了一定的风险性。

针对这个问题,本文提出了基于多个代理模型的混合代理模型方法<sup>[9-10]</sup>,可以降低这些风险,同时提高模型的精确度。混合代理模型方法可以表示为:

$$y_{\text{mix}}(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^m \lambda_i(\mathbf{x}) y_i(\mathbf{x}) \quad (2)$$

$$\sum_{i=1}^m \lambda_i(\mathbf{x}) = 1 \quad (3)$$

式中,  $\mathbf{x}$  为设计变量,  $y_{\text{mix}}$  是混合代理模型的响应值,  $m$  是混合代理模型包含的子代理模型个数,  $y_i(\mathbf{x})$  和  $\lambda_i(\mathbf{x})$  分别代表第  $i$  个子代理模型和相对应的权重系数,权重系数只和等于 1。本文选取通用性较强的 RBF 代理模型和 Kriging 代理模型构造混合代理模型。

## 1.1 RBF 代理模型

径向基函数是以径向函数为基函数通过线性叠加构造的模型,基本形式为:

$$f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n \lambda_i \cdot \varphi(\|\mathbf{x} - x_i\|) \quad (4)$$

式中,  $n$  是采样点数,  $\|\mathbf{x} - x_i\|$  是  $\mathbf{x}$  与第  $i$  个采样点  $x_i$  在设计空间的距离,  $\varphi(\cdot)$  为基函数,  $\lambda_i$  是基函数在第  $i$  个采样点的未知加权因子。经过性能测试,本文选取三次函数  $\varphi(r) = r^3$  作为基函数的 RBF 代理模型。

## 1.2 Kriging 代理模型

Kriging 是一种使用广义高斯方程作为基函数的特殊形式径向基函数插值方法,该方法是根据样本空间的位置不同与样本间相互关联程度而不同,

对每个样本赋予不同的权,进行滑动加权平均,用来估计未知空间的样本信息。Kriging 模型的预测响应值和均方误差 (mean square error, MSE) 可以表示为:

$$\hat{f}(\mathbf{x}) = \boldsymbol{\mu} + \mathbf{r}^T(\mathbf{x}) \mathbf{R}^{-1}(\mathbf{y} - \mathbf{I}\boldsymbol{\mu}) \quad (5)$$

$$s^2(\mathbf{x}) = \sigma^2 \left[ 1 - \mathbf{r}^T(\mathbf{x}) \mathbf{R}^{-1} \mathbf{r}(\mathbf{x}) + \frac{(1 - \mathbf{I}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{r}(\mathbf{x}))^2}{\mathbf{I}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{I}} \right] \quad (6)$$

式中,  $\hat{f}(\mathbf{x})$  是预测响应值,  $s^2(\mathbf{x})$  是被估计出的均方差。

## 1.3 权重系数计算

构建混合代理模型的核心是确定子代理模型的权重系数  $\lambda_i(\mathbf{x})$ 。LOO (leave one out) 交叉验证法<sup>[11]</sup>可以有效地获得子代理模型的特征值。首先取出一个采样点,用剩下的采样点和他们相对应的目标函数值和约束值构建代理模型,然后用重建的代理模型重新预测取出采样点的目标函数值和约束值,最后可以得到每个代理模型对每个采样点的预测值。

本文选取相关系数 ( $C_C$ ), 均方根误差 ( $R_{\text{MSE}}$ ), 最大绝对误差 ( $M_{\text{AE}}$ ) 作为代理模型的特征值,相关系数越高 (接近 1), 均方根误差、最大绝对误差越低,说明代理模型的准确性越好。其中:

$$C_C = \frac{m \sum_{i=1}^m y_i \hat{y}_i - \sum_{i=1}^m y_i \sum_{i=1}^m \hat{y}_i}{\sqrt{m \sum_{i=1}^m y_i^2 - \left(\sum_{i=1}^m y_i\right)^2} \sqrt{m \sum_{i=1}^m \hat{y}_i^2 - \left(\sum_{i=1}^m \hat{y}_i\right)^2}} \quad (7)$$

$$R_{\text{MSE}} = \sqrt{\sum_{i=1}^m (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (8)$$

$$M_{\text{AE}} = \max \{ |y_1 - \hat{y}_1|, \dots, |y_m - \hat{y}_m| \} \quad (9)$$

D-S 证据理论<sup>[12]</sup> (dempster-shafer theory) 是一种由 Dempster 于 1967 年提出的不确定性推理方法,该理论允许把整个问题和证据分解为若干个子问题、子证据,在对子问题、子证据做出相应地处理后,利用 Dempster 组合规则可以得到整个问题的解,组合规则的形式为:

$$\begin{cases} N(A) = \frac{1}{1 - k} \sum_{A_i \cap B_j = A} N_1(A_i) N_2(B_j) \\ N(\emptyset) = 0 \quad (A \neq \emptyset) \end{cases} \quad (10)$$

式中,  $K = \sum_{A_i \cap B_j = \emptyset} N_1(A_i) N_2(B_j)$ , 它反应了证据之间

的冲突。通过 D-S 证据理论可以获得代理模型的 pignistic 概率,即权重系数。

### 2 加点策略

在构造了响应面之后,需要考虑如何添加新的采样点。所使用的算法必须保证同时满足局部搜索和全局搜索。初始采样点数目为  $n$ , 初始采样的最优设计点为  $x_{best}$ 。每次迭代通过候选点采样<sup>[13]</sup> 和局部最优采样分别获取一个新的采样点。

#### 2.1 候选点采样

1) 在变量区间均匀地选择一组点,并对当前最优设计点  $x_{best}$  进行扰动生成一组点,2 组点共同组成候选点  $X_j(j = 1, 2, \dots, t)$ 。扰动大小为  $g\delta\gamma$ ,其中  $g \in \{0.1, 0.01, 0.001\}$  是随机选择的标准偏差,  $\delta = \max_{i=1, \dots, k} \{x_i^u - x_i^l\}$ ,  $\gamma \sim N(0, 1)$  是从标准正态分布抽取的随机变量。

2) 计算候选点与采样点的最小距离

$$\Delta(X_j) = \min_{i=1, 2, \dots, n} \|X_j - x_i\|_2 \quad (11)$$

式中,  $\|\cdot\|_2$  是欧氏规范,  $x_i \in S$ ,  $S$  是已经采样点。将  $\Delta(X_j)$  的值映射到  $[0, 1]$  之间:

$$V_D(X_j) = \begin{cases} \frac{\Delta_{max} - \Delta(X_j)}{\Delta_{max} - \Delta_{min}} & \text{if } \Delta_{max} \neq \Delta_{min} \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (12)$$

式中,  $V_D(X_j)$  是候选点  $X_j$  的归一化距离值

3) 使用已构造的混合代理模型对候选点进行预测,并将目标函数值  $s_{mix}(X_j)$  映射到区间  $[0, 1]$  之间:

$$V_R(X_j) = \begin{cases} \frac{s_{mix}(X_j) - s_{min}}{s_{max} - s_{min}} & \text{if } s_{max} \neq s_{min} \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (13)$$

式中,  $V_R(X_j)$  是候选点  $X_j$  的归一化预测函数值

4) 计算候选点的加权分数:

$$V(X_j) = \omega_R V_R(X_j) + \omega_D V_D(X_j) \quad (14)$$
$$j = 1, 2, \dots, t$$

式中,  $\omega_R + \omega_D = 1, \omega_R \geq 0$  是响应面准则的权重系数,  $\omega_D \geq 0$  是距离准则的权重系数。选取  $V$  值最小的候选点作为新的采样点。

#### 2.2 局部最优采样

使用遗传算法 (genetic algorithm) 对基于混合代理模型的目标函数进行优化,可以得到满足约束条件的目标函数最小值点,并把最小值点作为新的采

样点,新采样点和现有采样点的最小距离为  $D^*$ 。如果新采样点在先前的迭代过程已经被采样,或者过于接近某一个已采样点,则把  $\max\{D^*\}$  的点作为新的采样点。

### 3 算法描述

本文提出的优化算法是基于混合代理模型的全局优化策略。在每一次迭代过程中搜寻代理模型的局部最优解和候选点采样解,将这两个点作为补充采样点,并分别进行高精度有限元仿真分析,从而更新代理模型。以此往复求得全局最优解。优化流程如图 1 所示:

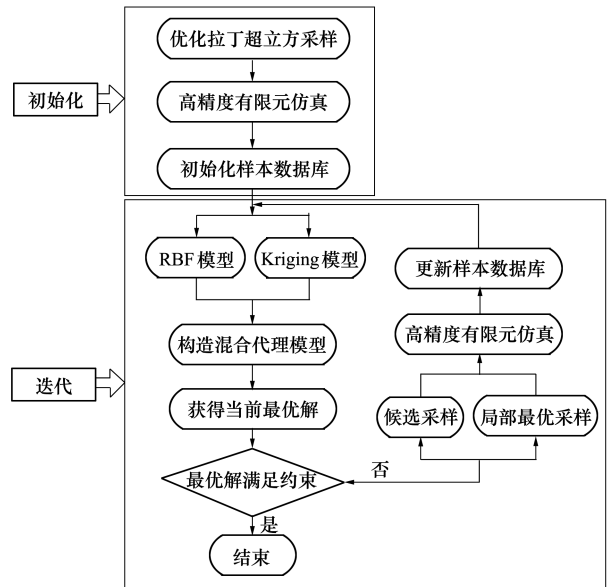


图 1 混合代理模型全局优化流程

基于混合替代模型的全局优化步骤如下:

- 1) 实验设计:应用优化拉丁超立方采样法在整个设计空间生成  $N$  个采样点。
- 2) 对  $N$  个采样点进行有限元分析,并将结论存储在样本中。
- 3) 初始化计算值,构建目标函数和约束条件函数的混合代理模型。获取当前采样点中满足约束的最优解。
- 4) 在混合代理模型的基础上,使用局部搜索和全局搜索方法添加新的采样点,进行有限元分析,机选目标函数值和约束函数值,并将分析结果加入样本库。
- 5) 重新构造混合代理模型,经过一定次数的迭

代,可以获得全局最优解。

## 4 多泡结构耐压舱的分步优化设计

### 4.1 参数化建模

在本文中,通过使用2种参数来描述翼身融合自主式水下航行器的外形参数化建模:描述滑翔机的形状特征的平面形状参数;描述翼展方向轮廓形状的参数。外形参数包括了14个平面形状参数和3个厚度参数,共17个设计变量。翼展方向轮廓形状均使用NACA0012翼型,平面形状参数如图2所示。

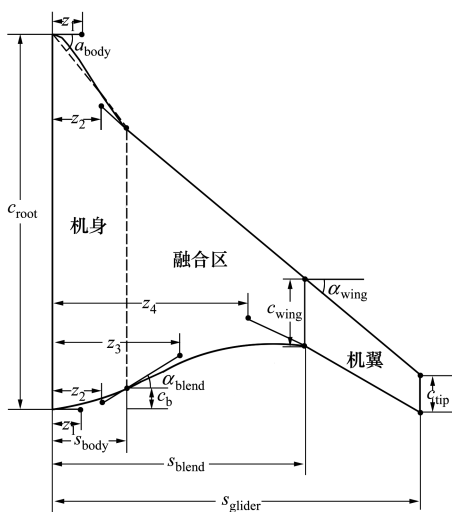


图2 BWB自主式水下航行器平面参数

自主式水下航行器的机翼跨度为5 000 mm,机身长度为2 500 mm,机身部分的宽度为900 mm。BWB自主式水下航行器的三维视图如图3所示。

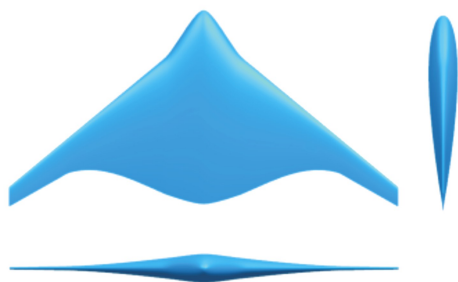


图3 BWB自主式水下航行器三维视图

多泡结构耐压舱由4个不同的部分组成:①圆柱体组成的多圆柱体,②圆球体组成的多圆球体,③环形壳体组成的多圆环,④提供支撑的加强肋骨。

具体结构如图4所示。

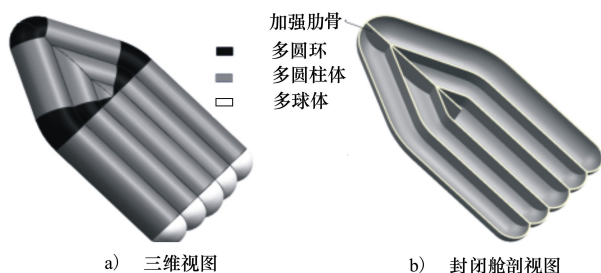


图4 多泡结构耐压舱

多泡结构耐压舱的几何参数如图5所示。其中 $R_1, R_2, R_3$ 是半径, $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4, \alpha_5$ 是旋转角度, $l_1, l_2$ 是拉伸距离, $t_1$ 为壳体厚度, $t_2, t_3, t_4$ 为支撑梁的厚度, $r_1$ 是非密封舱的孔半径。本文中, $l_1 = 650$  mm, $l_2 = 400$  mm, $\alpha_5 = 30^\circ$ , $\alpha_2$ 和 $\alpha_4$ 可以由如下公式进行推导:

$$R_1 \sin \alpha_1 = R_2 \sin \alpha_2 \quad (15)$$

$$R_2 \sin \alpha_3 = R_3 \sin \alpha_4 \quad (16)$$

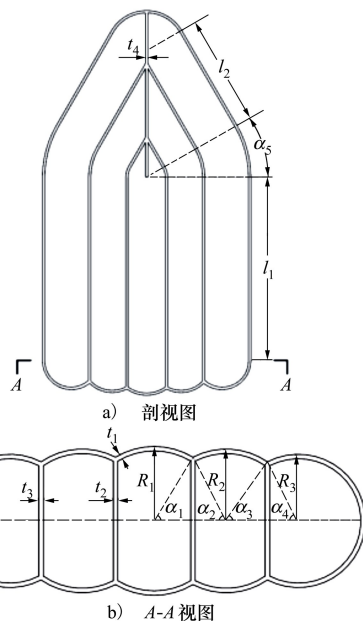


图5 多泡结构耐压舱平面参数

多泡结构耐压舱能够在满足约束条件的前提下有效地利用BWB自主式水下航行器机身部分的体积,可以提供密封的存储空间,并且具有一定的搭载能力。图6显示了三维空间中多泡结构耐压舱和翼身融合自主式水下航行器机身部分的相对位置

关系。

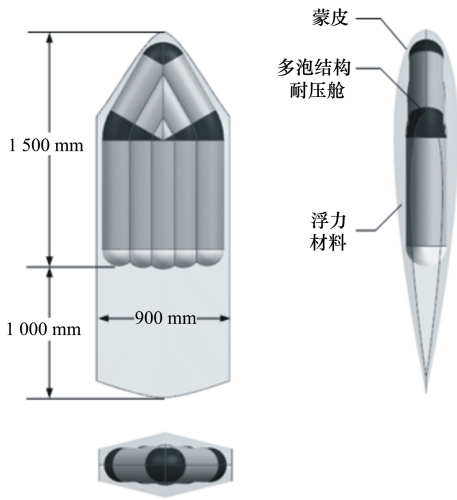


图 6 多泡结构耐压舱在 BWB 自主式水下航行器机身中的布局

### 4.2 外形优化

通过曲线拟合,可以得到  $Z = 1\ 500\ \text{mm}$  横截面处  $Y-X$  关系为:

$$y(x) = 1.22 \times 10^{-7}x^3 - 0.000\ 143\ 5x^2 - 0.012\ 72x + 142.8 \quad (17)$$

考虑多泡结构耐压舱外形需要满足的约束,优化函数可以表示为:

$$\left\{ \begin{array}{l} \max \quad V \\ \text{s.t.} \quad 120 \leq R_1 \leq 140 \\ \quad \quad 110 \leq R_2 \leq 130 \\ \quad \quad 100 \leq R_3 \leq 120 \\ \quad \quad 40 \leq \alpha_1 \leq 60 \\ \quad \quad 40 \leq \alpha_3 \leq 60 \\ \quad \quad R_1 \sin \alpha_1 < R_2 \\ \quad \quad R_2 \sin \alpha_2 < R_3 \\ \quad \quad R_1 \leq y(0) \\ \quad \quad R_2 \leq y(R_1 \cos \alpha_1 + R_2 \cos \alpha_2) \\ \quad \quad R_3 \leq y(R_1 \cos \alpha_1 + R_2 \cos \alpha_2 + R_2 \cos \alpha_3 + R_3 \cos \alpha_4) \\ \quad \quad 500 \leq R_1 \cos \alpha_1 + R_2 \cos \alpha_2 + R_2 \cos \alpha_3 + R_3 \cos \alpha_4 + R_3 \end{array} \right. \quad (18)$$

式中,  $V$  是压力舱的排水体积,设计变量为  $(R_1, R_2, R_3, \alpha_1, \alpha_3)$ 。使用遗传算法进行优化,当设计变量为  $(137.414, 129.641, 120, 45, 45)$  时,  $V_{\max} = 221.698$

$\text{dm}^3$ 。

### 4.3 结构优化

耐压舱的外形满足设计要求之后,需要对结构强度和稳定性进行进一步的分析。优化目标为压力舱的最小质量,从而获得最大的浮重比,优化函数可以表示为:

$$\left\{ \begin{array}{l} \min \quad m \\ \text{s.t.} \quad 7 \leq t_1 \leq 12 \\ \quad \quad 8 \leq t_2 \leq 16 \\ \quad \quad 8 \leq t_3 \leq 16 \\ \quad \quad 5 \leq t_4 \leq 10 \\ \quad \quad \sigma_{\max} \leq \sigma_s / \gamma_1 \\ \quad \quad \gamma_2 \leq b_f \end{array} \right. \quad (19)$$

式中,  $m$  是耐压舱的质量,封闭舱的设计变量为  $(t_1, t_2, t_3, t_4)$ ,  $\sigma_{\max}$  为最大等效应力,  $b_f$  为屈曲系数,  $\sigma_s$  为材料的屈服极限,应力安全系数  $\gamma_1 = 1.2$ , 屈曲安全系数  $\gamma_2 = 1.2$ 。文中材料选用铝合金,屈服极限  $\sigma_s = 334\ \text{MPa}$ ,杨氏模量  $E = 71\ \text{GPa}$ ,泊松比为  $\mu = 0.33$ ,密度为  $\rho = 2.77 \times 10^3\ \text{kg/m}^3$ ,耐压壳体最大工作深度为  $1\ 000\ \text{m}$ ,壳体受均匀外压载荷  $P = 10\ \text{MPa}$ 。

首先通过优化拉丁超立方采样方法选取 80 组设计变量作为初始样本点,并运用 ANSYS 对这 80 组点进行有限元仿真分析,计算每个样本点的最大等效应力、屈曲系数和结构质量,并分别构造初始的混合代理模型。使用候选点采样和局部最优采样作为加点策略,每次迭代过程中加入 2 个新的采样点,进行有限元分析,并重新构造混合代理模型。继续迭代直到满足迭代停止的条件。

80 组初始样本点中满足约束条件的最优设计点为  $(9.18, 12.92, 11.08, 5.26)$ ,耐压舱质量为  $m = 105.12\ \text{kg}$ ,该采样点即为初始最优点。经过 30 次的迭代后,最优解基本不再发生变化,当前满足约束条件的最优设计点是  $(8.372, 11.23, 10.056, 6.977)$ ,此时耐压舱质量为  $m = 96.484\ \text{kg}$ ,相比于初始最优点,最优设计点的质量减少了 8.82%。当前最优解随着迭代次数增加的变化关系如图 7 所示。

相比于 Kriging 方法,径向基函数法在构建代理模型时显示出了更高的准确性,因此在混合代理模型中,径向基函数法所占的权重系数要大于 Kriging 方法所占的权重系数,具体如图 8 所示。

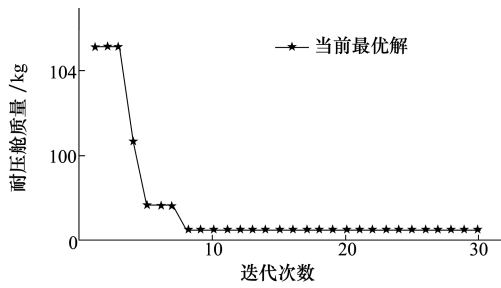


图 7 当前最优解和迭代次数的关系

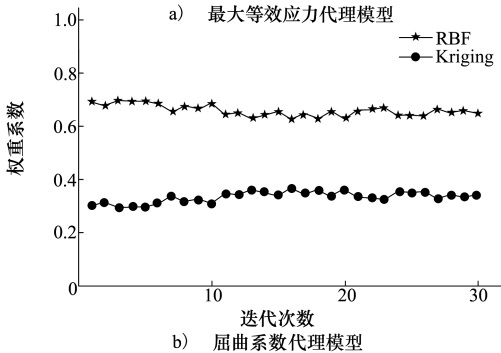
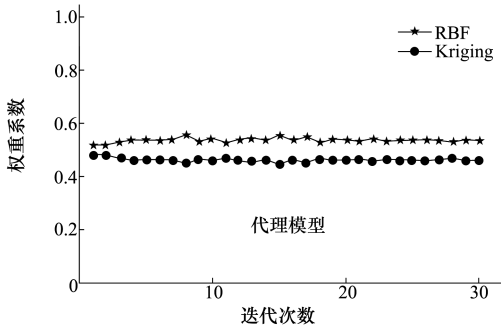


图 8 代理模型的权重系数

最优设计点的有限元分析结果如图 9 所示,最大等效应力和屈曲系数均满足约束条件。最大等效应力点出现在加强肋骨和多圆环的结合处,多圆球体的等效应力相对较小。

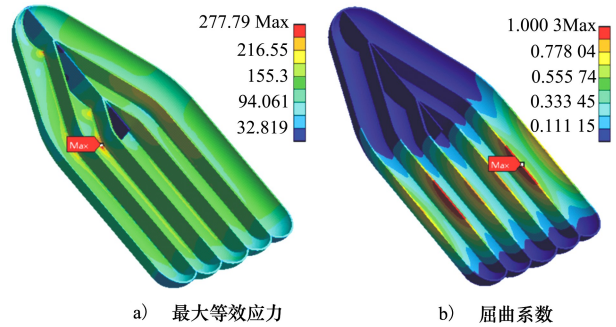


图 9 有限元分析结果

## 5 结 论

本文构造了翼身融合自主式水下航行器的多泡结构耐压舱,并对其进行了外形和结构的分步优化设计,使得多泡结构耐压舱在存储空间最大的同时质量最小,具有较强的负载能力,有很大的实际应用价值。

相比于单个代理模型,由 RBF 代理模型和 Kriging 代理模型构造的混合代理模型具有更高的精确度,提升了预测的准确性。使用基于混合代理模型的优化算法,在满足等效应力和屈曲系数条件的前提下,多泡结构耐压舱的质量有了显著下降。

## 参考文献:

[1] Leonard J J, Bahr A. Autonomous Underwater Vehicle Navigation[M]. Springer International Publishing, 2016: 341-358

[2] Javaid M Y, Ovinis M, Nagarajan T, et al. Underwater Gliders: A Review[C]//MATEC Web of Conferences, 2014, 13: 02020

[3] 靖海宏. 潜水器耐压壳结构稳定性分析与研究[D]. 武汉:武汉理工大学, 2011

Jing Haihong. Analysis and Study on Structural Stability of Submarine Pressure Hull[D]. Wuhan, Wuhan University of Technology, 2011 (in Chinese)

[4] Annaratone D. Pressure vessel design[M]. Heidelberg, Springer, 2007

[5] Liebeck R H. Design of the Blended Wing Body Subsonic Transport[J]. Journal of Aircraft, 2004, 41(1): 10-25

[6] Mukhopadhyay V, Sobieszcanski-Sobieski J, Kosaka I, et al. Analysis, Design, and Optimization of Noncylindrical Fuselage for Blended-Wing-Body Vehicle[J]. Journal of Aircraft, 2004, 41(4): 925-930

[7] JMM Geuskens F J, Bergsma O K, Koussios S, et al. Analysis of Conformable Pressure Vessels: Introducing the Multi-Bubble[J]. AIAA Journal, 2011, 49(8): 1683-1692

[8] Forrester A I J, Keane A J. Recent Advances in Surrogate-Based Optimization[J]. Progress in Aerospace Sciences, 2009, 45(1): 50-79

- [9] 解欢, 杨岳, 童林军, 等. 基于混合代理模型的高速轨道车辆悬挂参数多目标优化[J]. 铁道科学与工程学报, 2016, 13(10): 2056-2063  
Xie Huan, Yang Yue, Tong Linjun, et al. Multi-objective Optimization of the Suspension Parameters for High Speed Rail Vehicle Based on a Hybrid Surrogate Model[J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2016, 13(10): 2056-2063 (in Chinese)
- [10] 李召, 王大志, 时统宇, 等. 基于熵权与混合代理模型的永磁驱动器的优化设计[J]. 电机与控制学报, 2016, 20(6): 102-108  
Li Zhao, Wang Dazhi, Shi Tongyu, et al. Optimization Design for Permanent Magnet Drive Based on Entropy-Weight and Hybrid Surrogate Model[J]. Electric Machines and Control, 2016, 20(6): 102-108 (in Chinese)
- [11] Cawley G C. Leave-One-Out Cross-Validation Based Model Selection Criteria for Weighted LS-SVMs[C] // International Joint Conference on Neural Networks, 2006: 1661-1668
- [12] 赵秋月, 左万利, 田中生, 等. 一种基于改进 D-S 证据理论的信任关系强度评估方法研究[J]. 计算机学报, 2014, 37(4): 873-883  
Zhao Qiuyue, Zuo Wanli, Tian Zhongsheng, et al. A Method for Assessment of Trust Relationship Strength Based on the Improved D-S Evidence Theory[J]. Chinese Journal of Computers, 2014, 37(4): 873-883 (in Chinese)
- [13] Regis R G, Shoemaker C A. A Stochastic Radial Basis Function Method for the Global Optimization of Expensive Functions[J]. Informs Journal on Computing, 2007, 19(4): 497-509

## Multi-Step Structural Optimization Design of Multi-Bubble Pressure Cabin in the Autonomous Underwater Vehicle with Blended-Wing-Body

He Yanru, Song Baowei, Cao Yonghui

(School of Marine Science and Technology, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

**Abstract:** In this paper, multi-bubble pressure cabin is proposed for the flat fuselage of blended-wing-body (BWB) autonomous underwater vehicle (AUV). It has strong compressive capacity and makes full use of the fuselage space. Radial basis function surrogate model and Kriging surrogate model are used to construct mixture surrogate model for higher accuracy. Two infill sampling methods are adopted: the candidate point sampling and the local optimal sampling. Multi-step optimization of multi-bubble pressure cabin is carried out including shape optimization and structure optimization. To optimize shape, the maximum displacement is selected as the objective function and the shape constraint is chosen as the constraint condition. The minimum structural quality is selected as the objective function, the maximum equivalent stress and bulking factor are chosen as the constraint condition to optimize structure. Finite element method (FEM) analysis is carried out to study the strength and stability performance of multi-bubble pressure cabin using the commercial computational structural mechanics code ANSYS.

**Keywords:** multi-bubble pressure cabin; mixture surrogate model; multi-step optimization design; finite element method