网络首发地址：https://kns.cnki.net/kcms/detail/42.1755.TJ.20210701.1729.003.html 期刊网址：www.ship-research.com

引用格式：董华超, 王鹏, 张益进. 翼身融合水下滑翔机舱体−骨架耦合结构的离散优化设计 [J]. 中国舰船研究, 2021, 16(4): 70–78.

DONG H C, WANG P, ZHANG Y J. Discrete optimization design for cabin-skeleton coupling structure of blended-wing-body underwater glider[J]. Chinese Journal of Ship Research, 2021, 16(4): 70–78.

翼身融合水下滑翔机舱体−骨架耦合结构的离散优化设计

扫码阅读全文

董华超, 王鹏*, 张益进

西北工业大学 航海学院, 陕西 西安 710072

摘　要: [**目的**] 运用基于数据驱动的离散优化思路, 对翼身融合水下滑翔机舱体−骨架耦合结构进行优化设计。[**方法**] 首先, 采用一种 Kriging 辅助的离散全局优化(KDGO)算法解决计算代价昂贵的黑箱问题, 该算法采用一种新颖的加点策略来捕获性能较好的离散样本点, 并在该加点策略中引入多起点数据挖掘方法, 主要包含多起点优化、投影、采样和选择 4 个阶段。其次, 建立骨架−舱体耦合结构的参数化模型, 并对耦合结构进行吊放变形和深水受压工况的有限元分析。接着, 以浮−重比为目标, 把骨架结构、舱体结构的强度与稳定性指标作为约束, 同时考虑外形和舱体之间的干涉以及骨架和舱体的耦合关系, 建立整体耦合结构的离散优化数学模型。最后, 将离散优化算法与耦合结构仿真相结合, 搭建整体优化框架, 同时采用 KDGO 算法进行 200 次函数评估, 并对实验设计(DOE)采样阶段最优可行点和优化后全局最优点进行对比。[**结果**] 结果显示, 全局最优点所对应耦合结构的浮−重比提升了近 40%, 结果令人满意。[**结论**] 所做研究可为翼身融合水下滑翔机舱体−骨架耦合结构的设计提供参考。

关键词: Kriging 模型; 数据挖掘; 结构设计; 结构优化; 参数化建模; 有限元分析

中图分类号: U662.2　　**文献标志码:** A　　**DOI:** 10.19693/j.issn.1673-3185.02178

Discrete optimization design for cabin-skeleton coupling structure of blended-wing-body underwater glider

DONG Huachao, *WANG Peng**, *ZHANG Yijin*

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

Abstract: [**Objectives**] The cabin-skeleton coupling structure of a blended-wing-body underwater glider is optimized using a data-driven discrete optimization concept. [**Methods**] First, a Kriging-assisted discrete global optimization algorithm (KDGO) is proposed for computationally expensive black-box problems. The KDGO uses a novel infill-sampling strategy to capture discrete sample points with better performance, and introduces a multi-start method with a data mining strategy, including multi-start optimization, projection, sampling and selection. Second, a parametric cabin-skeleton coupling structure model is established using the finite element analysis method under lifting deformation and deep-water pressure conditions. The float-to-weight ratio and strength and stability of the cabin-skeleton structure are taken as the goal and constraints respectively. Considering the interference between shape and cabin, and the coupling relationship between cabin and skeleton, a discrete optimization mathematical model of the overall coupling structure is established. Finally, the discrete optimization algorithm and coupling structure simulation are combined to build an overall optimization framework. [**Results**] By using KDGO to conduct 200 function evaluations and comparing the optimal feasible points in design of experiments (DoE) with the global optimal feasible points after optimization, it is found that the optimized float-to-weight ratio of the coupling structure is increased by nearly 40%, representing satisfactory results. [**Conclusion**] The results of this study can provide valuable references for the cabin-skeleton coupling structure design of blended-wing-body underwater gliders.

Key words: Kriging model; data mining; structural design; structural optimization; parametric modeling; finite element analysis (FEA)

收稿日期: 2020–11–12　　**修回日期:** 2021–03–31　　**网络首发时间:** 2021–07–02 09:11

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51805436, 51875466); 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(3102020HHZY030003); 中国博士后科学基金资助项目(2019T120941)

作者简介: 董华超, 男, 1988 年生, 博士, 副教授。研究方向: 数据驱动的优化方法研究, 代理模型全局优化, 多保真度优化方法研究。E-mail: hdong@nwpu.edu.cn

王鹏, 男, 1978 年生, 博士, 教授。研究方向: 水下航行器总体设计, 多学科优化设计, 推进器设计。E-mail: wangpeng305@nwpu.edu.cn

张益进, 男, 1996 年生, 硕士生。研究方向: 水下滑翔机结构优化设计。E-mail: zyjyd1996@126.com

***通信作者:** 王鹏

0 引　言

翼身融合水下滑翔机是一种新型的无人水下机器人(unmanned underwater vehicle, UUV)[1], 它和传统的水下滑翔机一样都是通过改变净浮力和重心的相对位置来实现空间的螺旋运动以及平面的锯齿形运动[2], 其独特的翼身融合布局使其流体动力特性以及载荷承载能力尤为突出。本文将主要研究翼身融合水下滑翔机外部系统中的舱体−骨架耦合结构, 该结构影响着整个滑翔机的承载以及耐压性能。为了更好地设计滑翔机耦合结构, 需要使用先进的优化算法以在较快的时间内得到较好的结构形式。

已知常用的梯度优化以及智能优化算法往往需要进行大量的迭代[3], 在迭代时, 还要多次调用函数进行评估, 虽然这种评估对于有确定解析式的数学算例来说很快速, 但在实际应用中往往需要解决复杂的工程问题, 工程模型虽可采用经验公式进行粗略评估, 但对于要求比较高的领域, 如航空、航天、航海, 依靠现代仿真技术才能得到较为理想的结果。仿真分析是一个昂贵的黑箱模型, 当基于仿真进行优化设计时, 常用的优化方法将变得非常耗时, 所以需要一种新的优化技术来解决耗时的工程优化问题。

近 10 年来, 基于数据驱动的代理优化方法(DBSO)在仿真工程应用中发挥着重要作用[4], 因其对于计算昂贵的问题相当有效, 例如 Kriging[5]、径向基函数(RBF)[6] 或多项式响应面(PRS)[7] 之类的代理建模技术可以有效地组织所获得的数据以预测潜在的最优解, 从而大大减少了昂贵的函数评估次数。而在实际的滑翔机结构设计中, 耦合结构的参数都是离散数据, 如骨架翼肋参数、骨架翼梁位置参数、舱体布局参数等。如何将离散的思想和代理优化方法结合是一个难题, 目前国内外在这方面的研究较少。针对卫星设计优化中的离散变量优化问题, 刘建[8] 提出了一种基于动态径向基函数代理模型的离散变量近似优化策略(DTR-DRBF), 其引入参数映射技术, 将离散变量映射到整数空间, 通过整数构造代理模型并使用遗传算法对代理模型进行了优化。国外比较有代表性的研究是由 Müller 等[9] 提出的基于代理的纯整数型优化算法 SO-I, 主要用于解决昂贵的黑箱目标函数和昂贵的约束纯整数优化问题。

本文拟使用一种新颖的离散填充方法, 通过将该方法与数据驱动优化的思想进行结合, 来解决翼身融合水下滑翔机耦合结构的离散优化问题, 用以为滑翔机结构设计提供依据。

1 Kriging 模型介绍

目前, Kriging 代理模型已被广泛用于计算代价昂贵的黑箱模型, 大大降低了昂贵优化的计算成本。为了更好地描述 Kriging 模型预测函数以及预测误差的数学表达式, 首先, 假设一组抽样数据 $\boldsymbol{X}=\{\boldsymbol{x}^{(1)},\boldsymbol{x}^{(2)},\boldsymbol{L},\boldsymbol{x}^{(N)}\}$以及评估所得响应值 $\boldsymbol{Y}=\{\boldsymbol{y}^{(1)},\boldsymbol{y}^{(2)},\boldsymbol{L},\boldsymbol{y}^{(N)}\}$, 对于设计空间中任意的未知样本点 $\boldsymbol{x}$, 可以通过 $\hat{f}(\boldsymbol{x})$进行响应值的预测, 其估计均方误差(MSE)可以通过 $\hat{s}^2(\boldsymbol{x})$确定。$\hat{f}(\boldsymbol{x})$和 $\hat{s}^2(\boldsymbol{x})$的具体表达形式如下:

$$\hat{f}(\boldsymbol{x})=\hat{\mu}+\boldsymbol{r}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{x})\boldsymbol{R}^{-1}(\boldsymbol{y}-1\hat{\mu}) \tag{1}$$

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

式中: $\boldsymbol{R}$ 为一个 $N\times N$ 的相关矩阵, 可以用来描述 2 个已知点的相关关系, 其第 i 行的第 j 列可以表示为 $\boldsymbol{R}(\boldsymbol{\Theta}, \boldsymbol{x}^{(i)}, \boldsymbol{x}^{(j)})$; $\boldsymbol{r}(\boldsymbol{x})$ 为一个 N 维的向量, 用于表达已知点和未知点之间的相关关系, 其表达式为:

$$\boldsymbol{r}(\boldsymbol{x})=\left\{\boldsymbol{R}\left(\boldsymbol{\Theta}, \boldsymbol{x},\boldsymbol{x}^{(1)}\right), \boldsymbol{R}\left(\boldsymbol{\Theta}, \boldsymbol{x},\boldsymbol{x}^{(2)}\right),\cdots, \boldsymbol{R}\left(\boldsymbol{\Theta}, \boldsymbol{x},\boldsymbol{x}^{(N)}\right)\right\} \tag{3}$$

式 (1)~式 (3) 中, 估计参数 $\hat{\mu}$和 $\hat{\sigma}^2$可以通过式 (4) 获得, $\boldsymbol{\Theta}$可以通过最大化集中对数似然函数 $\mathrm{Ln}(\boldsymbol{\Theta})$来估计。关于 Kriging 详细的建模过程, 可以在文献 [10] 中找到。

$$\hat{\mu}=\frac{1^{\mathrm{T}}\boldsymbol{R}^{-1}\boldsymbol{Y}}{1^{\mathrm{T}}\boldsymbol{R}^{-1}1},\quad \hat{\sigma}^2=\frac{(\boldsymbol{Y}-1\hat{\mu})^{\mathrm{T}}\boldsymbol{R}^{-1}(\boldsymbol{Y}-1\hat{\mu})}{N}$$
$$\mathrm{Ln}(\boldsymbol{\Theta})=-\frac{N}{2}\ln(2\pi)-\frac{N}{2}\ln\left(\hat{\sigma}^2\right)-\frac{1}{2}\ln(|\boldsymbol{R}|) \tag{4}$$

2 基于 Kriging 离散全局优化算法

2.1 离散问题的一般形式

对于一般的离散问题, 其数学模型可以表示如下:

$$\begin{gathered}\min\ f(\boldsymbol{x})\\ \text{s.t. } g_i(\boldsymbol{x})\leqslant 0;\quad \forall i=1,\cdots,m\\ -\infty<x_d^{\mathrm{l}}\leqslant x_d\leqslant x_d^{\mathrm{u}}<\infty\\ x_d\in\boldsymbol{\Gamma}_d,\quad \boldsymbol{\Gamma}_d=[x_d^1,x_d^2,x_d^3,\cdots]\end{gathered} \tag{5}$$

式中: $f(\boldsymbol{x})$ 为优化问题的目标; $g_i(\boldsymbol{x})$ 为已知问题所有的约束; $\boldsymbol{x}$ 为设计变量; $\boldsymbol{x}_d$ 为第 d 维设计变量的范围; x_d^{l}为设计变量的下限; x_d^{u}为设计变量的上限; $\boldsymbol{\Gamma}_d$为第 d 维设计变量的离散集, 可以表示为一

系列等间距或不等间距离散集合的形式，如 $\boldsymbol{\Gamma}_d=[x_d^1, x_d^2, x_d^3, \cdots]$。

2.2 离散全局优化算法流程

本文所使用的离散全局优化算法涉及 2 个部分：第 1 部分是初始化采样；第 2 部分是数据挖掘过程。针对第 1 部分初始化采样，首先构建离散设计矩阵 $\boldsymbol{D}$，$\boldsymbol{D}$ 的表达式如式 (6) 所示。在初始化阶段，首先通过优化拉丁超立方采样得到连续样本点，接着找出每个连续样本点与 $\boldsymbol{D}$ 中距离最近的离散点，然后再用这些离散点构建初始 Kriging 模型。具体如何在 $\boldsymbol{D}$ 中找出距离最近的离散点，可参考式 (7) 中的 Knnsearch 函数。

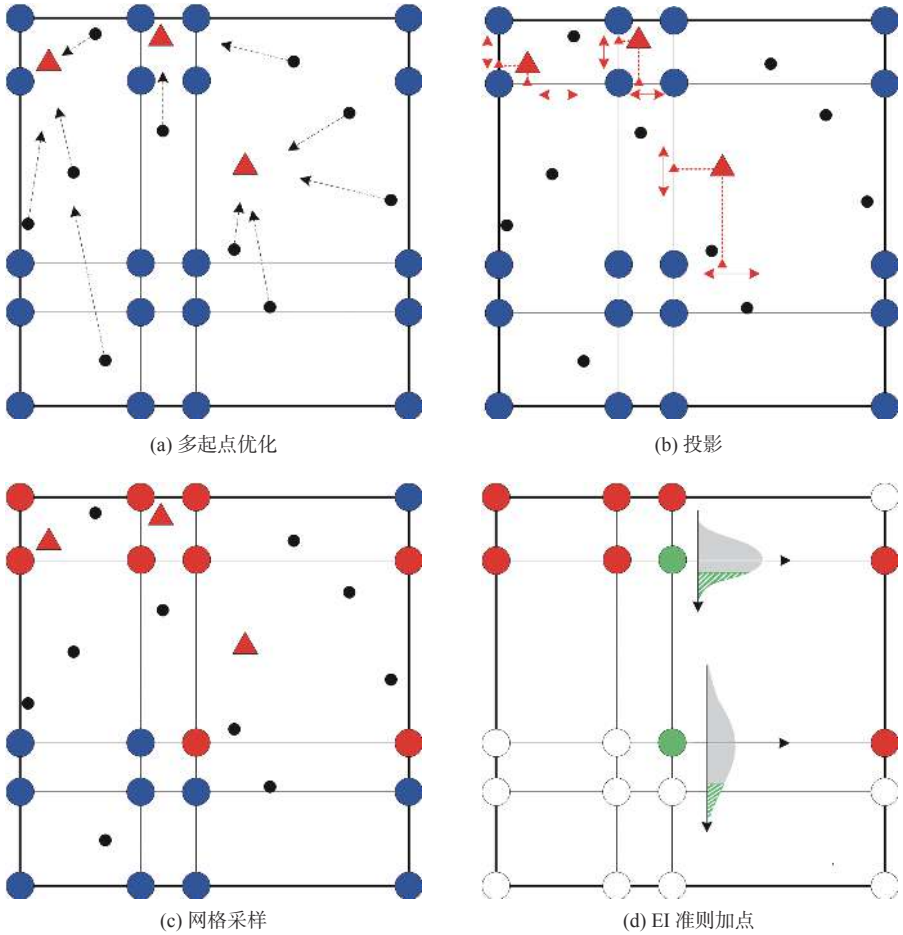
$$\boldsymbol{D}_{M\times d}=\begin{bmatrix} x_1^1 & x_2^1 & \cdots & x_k^1 & \cdots & x_d^1 \\ x_1^2 & x_2^2 & \cdots & x_k^2 & \cdots & x_d^2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \cdots & \vdots \\ \infty & \infty & \cdots & x_k^M & \cdots & \infty \end{bmatrix}$$

$$M=\max(|\boldsymbol{\Gamma}_1|,\cdots,|\boldsymbol{\Gamma}_d|)$$

$$x_d^i\in\boldsymbol{\Gamma}_d;\quad \forall i=1,\cdots,|\boldsymbol{\Gamma}_d| \tag{6}$$

式中：M 为离散集合中元素个数的最大值；x_d^i 为第 d 维变量的第 i 个离散值。

算法的另一部分为数据挖掘过程，这一部分主要通过 4 个步骤完成，分别为多起点优化、投影、网格采样及 EI 准则加点[11]，以二维离散优化问题为例，具体的流程如图 1 所示。其中，多起点优化部分首先采用拉丁超立方采样在设计空间生成多个样本点，然后使用这些连续样本点作为起点进行多起点序贯二次规划（SQP）优化，即对每个样本点都进行一次优化，得到较好的样本集。图 1 中，黑色圆点代表拉丁超立方采样点，蓝色圆点代表离散设计矩阵中的点，红色三角形代表有希望较好的连续样本点。投影部分是将较好的连续样本点的每一维都投影到离散矩阵 $\boldsymbol{D}$ 中，以得到其相邻的离散样本点，如假设 $\boldsymbol{x}_{\text{lo}}^i$ 代表第 i 个局部最优点，将其对应于离散矩阵 $\boldsymbol{D}$ 中的离散边界 $[\boldsymbol{lb}_{\text{lo}}^i, \boldsymbol{ub}_{\text{lo}}^i]$（其中上界 $\boldsymbol{lb}_{\text{lo}}^i$ 和下界 $\boldsymbol{ub}_{\text{lo}}^i$ 的每一维都属于 $\boldsymbol{\Gamma}_d$，$\forall d=1, 2, 3, \cdots,$）上，然后得到一系列离散边界值 $[\boldsymbol{lb}_{\text{lo}}^1, \boldsymbol{lb}_{\text{lo}}^2, \cdots, \boldsymbol{lb}_{\text{lo}}^q], [\boldsymbol{ub}_{\text{lo}}^1, \boldsymbol{ub}_{\text{lo}}^2, \cdots, \boldsymbol{ub}_{\text{lo}}^q]$（其中 q 为局部最优点个数）。接着，通过网格采样得到与较优样本点相邻的离散样本点，如图 1(c) 中红色圆点所示。最后，通过最近邻（KNN）搜索和 EI 准则挑选潜在较好的样本点加入到 Kriging 模型中，如图 1(d) 的绿色圆点所示。



(a) 多起点优化　(b) 投影

(c) 网格采样　(d) EI 准则加点

图 1　离散数据挖掘过程[12]

Fig. 1　Discrete data-mining process[12]

在最后的加点阶段, KNN 搜索用于检查已知样本集与候选的较好样本点间的冲突。本文的 KNN 搜索使用的是 Matlab 自带的 Knnsearch 函数, 可以求出样本点与样本集之间的最小距离, 具体的内容为循环求两两样本点之间的距离, 经比较后取最小值。式 (7) 总结了具体的判断条件。

$$\begin{gathered}\forall i=1,\cdots,m\\ \mathrm{KNN}(\boldsymbol{X},c_i)=\min\{\|X_1-c_i\|,\|X_2-c_i\|,\cdots,\|X_n-c_i\|\}\\ \begin{cases}\mathrm{KNN}(\boldsymbol{X},c_i)\neq 0, & c_i\in\boldsymbol{X}\\ \mathrm{KNN}(\boldsymbol{X},c_i)=0, & c_i\notin\boldsymbol{X}\end{cases}\end{gathered}\tag{7}$$

式中: m 为候选点数量; n 为样本集中样本的数量; $\boldsymbol{X}$ 为样本集; c_i 为第 i 个候选点。如果候选点不可行, 则意味着它已经出现在昂贵的样本集 $\boldsymbol{X}$ 中。采用 EI 准则对可行离散候选点进行排序, 并选择具有较大 EI 值的前 n 个离散样本点来更新 Kriging。根据 Kriging 的基本理论, 可以将候选样本 c_i 视为具有均值$\hat{y}_i(\boldsymbol{x})$和方差$\hat{s}_i^2(\boldsymbol{x})$的随机变量 $Y_i(\boldsymbol{x})$。新的候选样本点超出样本集 $\boldsymbol{X}$ 中当前最好样本 y_{best} 的表述如下:

$$I_i(\boldsymbol{x})=\max(y_{\text{best}}-Y_i(\boldsymbol{x}),0)\tag{8}$$

显然, $I_i(\boldsymbol{x})$ 是一个随机变量, 对于带约束的问题, 其数学期望如式 (9) 所示:

$$\begin{gathered}EI(\boldsymbol{x})=\begin{cases}\left(F_{\text{best}}-\hat{f}_{\text{p}}(\boldsymbol{x})\right)\Phi\left(\dfrac{F_{\text{best}}-\hat{f}_{\text{p}}(\boldsymbol{x})}{\hat{s}(\boldsymbol{x})}\right)+\\ \hat{s}(\boldsymbol{x})\phi\left(\dfrac{F_{\text{best}}-\hat{f}_{\text{p}}(\boldsymbol{x})}{\hat{s}(\boldsymbol{x})}\right), & \hat{s}(\boldsymbol{x})\neq 0\\ 0, & \hat{s}(\boldsymbol{x})=0\end{cases}\\ \hat{f}_{\text{p}}(\boldsymbol{x})=\hat{f}(\boldsymbol{x})+P\cdot\sum_{i=1}^{m}\max(\hat{g}_i(\boldsymbol{x}),0),\quad \boldsymbol{x}\in\boldsymbol{\Omega}\\ F_{\text{best}}=\min F(\boldsymbol{x}_{\text{best}}),\quad \boldsymbol{x}_{\text{best}}\in\boldsymbol{X}\end{gathered}\tag{9}$$

式中: ϕ, Φ分别为标准正态概率密度函数和累积分布函数; $\hat{f}_{\text{p}}(\boldsymbol{x})$为惩罚后的代理模型预测函数; P 为惩罚因子, 取 10^{10}; $\hat{f}(\boldsymbol{x})$, $\hat{g}_i(\boldsymbol{x})$分别为代理模型预测的目标值及约束值; F_{best} 为样本集 $\boldsymbol{X}$ 中的最优值; $\boldsymbol{\Omega}$为设计变量的范围。该算法与耦合结构结合的整体优化流程如图 2 所示, 共分为 3 个部分: 初始化、离散数据挖掘以及耦合结构仿真流程。该离散全局优化算法更多的细节参见文献 [12]。

当设计变量过多时, 该算法中的 Kriging 模型仍将存在预测精度不高以及建模效率低的共性问题。在高维空间(大于 8 维), KDGO 会自动放弃网格采样(图 1(c) 过程)寻求离散点的策略, 而是采用基于概率的离散取样方式, 以降低计算量, 具体参见文献 [12]。

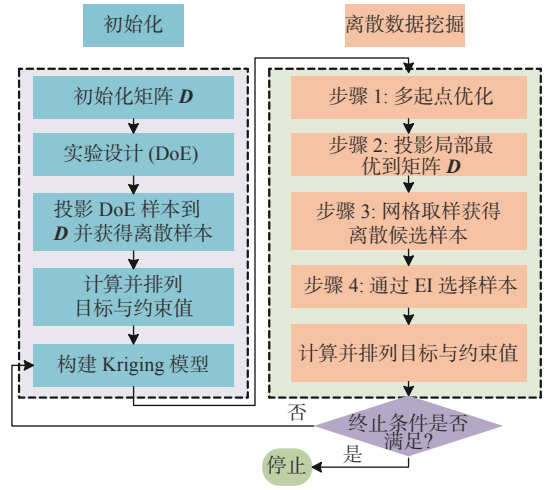


图 2　KDGO 整体优化流程图

Fig. 2　The overall optimization flowchart of KDGO

3　滑翔机耦合结构的参数化及工况分析

3.1　耦合结构的参数化

本文所采用的翼身融合水下滑翔机外形的参数化模型如图 3 所示, 其具体参数化过程参见文献 [13], 耦合结构的参数化示意图如图 4 所示。接下来, 将在此外形的基础上进行耦合结构的参数化建模。

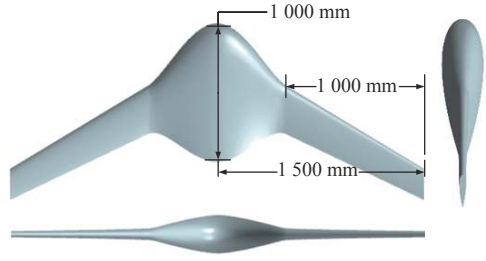


图 3　翼身融合水下滑翔机外形的参数化模型

Fig. 3　Parametric model of the blended-wing-body underwater glider

在骨架结构的参数化中, 固定机翼翼梁的个数为 3, 机身翼梁数为 4, 机身翼肋数为 2, 为了不产生额外的力矩, 机身与机翼 3 个梁结构的中心面与 A-A 面相交的线段对应两两重合。图 4 右上方展示的是 x-z 平面的二维骨架示意图, 其中 l_1 代表机身翼肋的位置参数; l_2~l_5 代表机身梁的位置参数, l_3~l_5 主要用归一化变量表示, 分别代表第 1, 2, 3 个机身翼梁相对于机翼翼根截面 A-A 弦长的比值, 本文固定机翼翼根截面 A-A 弦长为 350 mm; l_6 代表机翼翼肋的位置参数, 当机翼长度确定后, 机翼翼肋根据 l_6 等间距分布, 其个数便可计算得到; t_1~t_4 代表各个部分翼梁和翼肋的厚

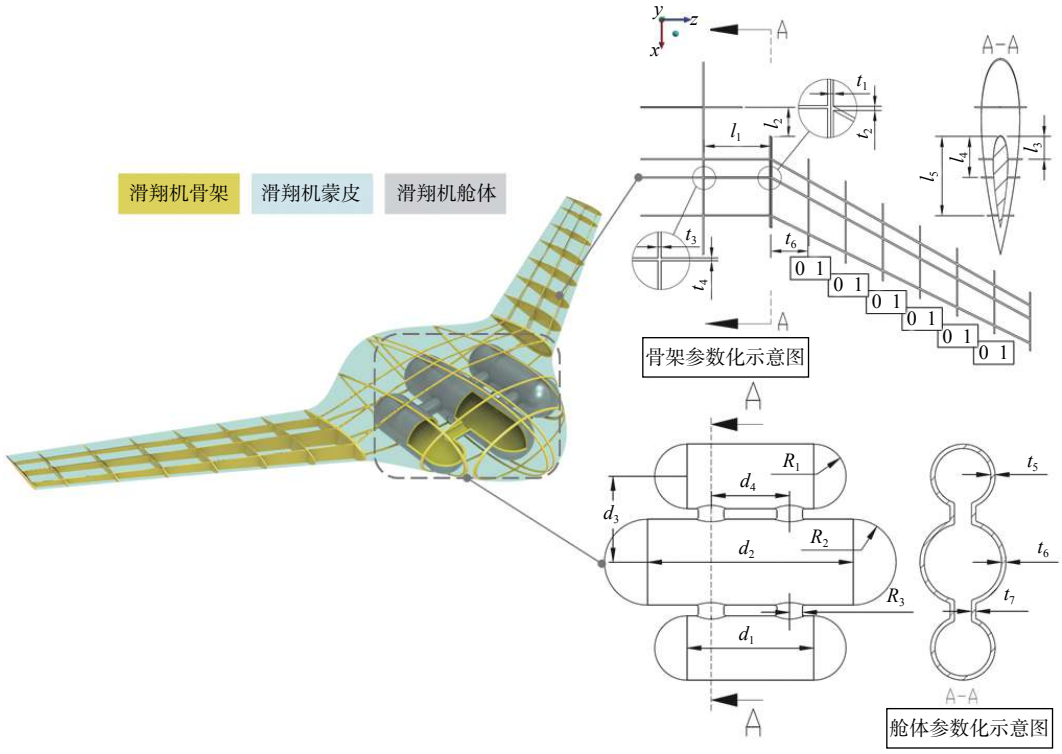


图 4 耦合结构的参数化示意图

Fig. 4 Parametric diagram of the coupling structure

度。在 l_6 给定后，机翼翼肋的离散参数可以通过二进制的形式表示，如图 4 翼肋下方的 0-1 所示，其中 0 表示不存在翼肋，1 表示存在翼肋，需注意的是，机翼的离散参数不包括机翼翼根和机翼翼梢的 2 个肋。

图 4 右下方为舱体结构参数化图，其中 d_1 为外舱体中段圆柱体长度，d_2 为内舱体中段圆柱体长度，d_3 为内、外舱体中心轴的距离，d_4 为连接内、外舱体管道中心轴的距离，R_1 为外舱体半径，R_2 为内舱体半径，R_3 为连接内、外舱体管道的半径，t_5 为外舱体厚度，t_6 为内舱体厚度，t_7 为连接内、外舱体管道的厚度。除以上参数外，在进行参数化时，为了表示舱体结构整体的位置，使用 G_c 来表示耐压舱体结构重心相对于原点在 x 轴的位置，坐标表示为 $(G_c, 0, 0)$。

3.2 工况分析

由于翼身融合水下滑翔机在水下运动时需要吸水和排水，其外表面所受的压力很小，故本文将主要考虑其在吊放入水过程中的受力情况，具体来说，就是进行强度以及刚度的校核。吊放时，水下滑翔机与耐压外舱体装配端面通过紧固结构与缆绳进行连接。此时，滑翔机骨架结构相当于悬臂梁结构，在进行分析时，一般根据实际情况考虑 3 个部分，分别为：

1）滑翔机骨架结构自身重量所产生的重力；

2）机身搭载设备以及舱体重量所产生的力，这部分力可以分为集中力以及分布力，根据实际情况，集中力设置为 500 N，分布力设置为 4 500 N；

3）机翼浮力材料的重量以及其他配件所产生的分布力设置为 1 000 N。

本文设置耦合结构所使用的材料为铝合金，其材料密度为 2 770 kg/m^3，弹性模量为 71 000 MPa，泊松比为 0.33，拉压屈服极限为 280 MPa。由于机翼和机身在建模时是分开的，所以在进行有限元分析时将机翼和机身进行绑定接触。此外，滑翔机耐压舱体结构主要的作用是保证在深水域工作时安全可靠，即满足强度和稳定性要求。由于滑翔机下潜的深度一般不超过 1 000 m，故假设其表面受到 P_j=10 MPa 的压力作用。将以上工况要求与有限元分析相结合，即可得到需要校核的要素。

4 滑翔机耦合结构的离散优化设计

4.1 数学模型及优化框架

由于本文要解决的是离散优化问题，故将部分耦合结构参数进行了离散，离散后具体的设计变量范围定义如表 1 所示。除表中参数外，耦合结构其他的参数设置如下：l_6 固定为 143 mm，固定机翼半展长为 1 000 mm（翼肋平均分布后共计 8 个，使其中间的 6 个翼肋为 0-1 离散变量，其中 1 表示此处布置有翼肋，0 表示未布置翼肋，$C_{l_6}^i$ 表

示机翼 6 个位置处是否布置翼肋的逻辑值, i=1,⋯,6), 机身半展长固定为 500 mm。以上外形总体数据与图 3 是对应的。此外, 骨架结构机翼和机身的肋板以及梁的厚度均设为 8 mm, l_2 取固定值 120 mm。在舱体结构方面, 主要考虑舱体半径的大小, 其他参数的取值如下: d_1 取固定值 250 mm, d_2 取固定值 350 mm, d_4 取固定值 150 mm。同时, 定义 d_3 和 l_1 为耦合关系, 机身的半展长固定为 500 mm。

表 1　离散设计变量的范围

Table 1　Range of discrete design variables

设计变量类型	参数	设计下限	设计上限	离散间隔
骨架结构设计变量	$C_{l_6}^i$	0	1	1
	l_1	270 mm	290 mm	0.5
	l_3	0.1	0.35	0.01
	l_4	0.45	0.55	0.01
	l_5	0.65	0.9	0.01
舱体结构设计变量	R_1	65 mm	90 mm	0.5
	R_2	75 mm	100 mm	0.5
	R_3	20 mm	30 mm	0.5
	t_5	8 mm	15 mm	0.5
	t_6	8 mm	15 mm	0.5
	t_7	8 mm	15 mm	0.5
	G_C	350 mm	450 mm	1

综上, 舱体−骨架耦合结构的数学模型如下:

$$\begin{aligned} &\max \ B/G=\rho v/(m_1+m_2)\\ &\text{s.t.} \ \ c_1(1)=\sigma_c\leqslant\gamma_1\sigma_s\\ &\qquad c_1(2)=P_{cr}\geqslant\lambda P_j\\ &\qquad c_1(3)\leqslant 0\\ &\qquad c_2(1)=\sigma_{sk}\leqslant\gamma_2\sigma_s\\ &\qquad c_2(2)=d_{max}\leqslant 50\ \text{mm} \end{aligned} \tag{10}$$

该式中, 离散优化问题的目标为浮−重比最大。其中: B 为滑翔机在静水中的浮力, 主要由耐压壳体的体积 v 提供; G 为整体耦合结构的重力; m_1 为骨架重量; m_2 为舱体重量; ρ 为水的密度。

该优化问题的约束用 c 表示。在舱体约束中, $c_1(1)$为舱体结构的强度约束, σ_c为最大等效应力结果, γ_1为安全因子, 本文取为 0.85, σ_s为铝合金材料的屈服极限, 其值为 280 MPa; $c_1(2)$为舱体受压稳定性约束, λ为屈曲安全因子, 本文取为 1.2, P_j 为初始受压载荷 10 MPa, 其极限载荷值 P_{cr} 需大于 12 MPa 才能满足约束; $c_1(3)$为舱体体积和干涉的耦合约束, 当其小于等于 0 时满足约束, 具体形式如式 (11) 所示。$c_2(1)$为骨架结构的强度约束, σ_{sk}为最大等效应力结果, γ_2安全因子, 其取值为 0.67; $c_2(2)$为骨架结构的刚度约束, d_{max} 为最大总体变形量, 当其小于等于 50 mm 时满足刚度约束。

$$\begin{cases} v_0=v_{min}+(v_{max}-v_{min})\cdot\zeta;\ \ \zeta\in[0,1]\\ c_1(3)=\begin{cases} v_0-v+\eta, & \text{if } y_{ganshe}=1\\ v_0-v, & \text{if } y_{ganshe}=0 \end{cases} \end{cases} \tag{11}$$

式中: v_0 为舱体体积最小能达到的值; v_{max} 为在设计空间内舱体能达到的最大体积, 可通过设计范围计算得出; v_{min} 为最小体积; ζ 为体积范围缩减率, 本文设置为 0.2; $c_1(3)$为舱体结构的第 3 个约束, 当$c_1(3)\leqslant 0$时满足约束; η 为惩罚因子; y_{ganshe} 为干涉检查后输出的值, y_{ganshe}=1 代表舱体与外形发生了干涉, y_{ganshe}=0则代表无干涉发生, 如果发生干涉, 便在体积约束中加上惩罚项, 最大体积的值不足 0.1 m^3, 故本文的惩罚值设置为 10。如此, 输入舱体学科中的样本点经过体积计算后, 必须大于 v_0 才能满足体积约束, 在此基础上进行干涉检查, 如果发生干涉, 则加入惩罚因子, 使$c_1(3)>0$, 那么就不满足约束了。

最后, 结合结构仿真流程和离散优化算法搭建整体的离散优化框架如图 5 所示。其中, KDGO 算法将在初始化和离散数据挖掘阶段调用耦合结构仿真流程进行昂贵的函数评估。

4.2　代理模型的建立

通过耦合结构优化数学模型可以看出, 该离散优化问题涉及结构学科的约束。在与 KDGO 算法耦合时, 在初始化阶段, 需要通过仿真分析框架计算出所需要的结果, 如质量、应力、变形等, 接着进行干涉约束的评估, 最后分别建立变量、目标/约束之间的 Kriging 代理模型。在数据挖掘阶段, 则需要通过仿真分析框架评估较好的样本点并更新代理模型。在建立代理模型时, 需要将输入和输出的关系一一对应, 如骨架结构的应力输出对应骨架结构设计变量的输入, 总目标对应整体的输入。耦合结构优化过程中代理模型的建立如图 6 所示。

4.3　优化结果及分析

采用 KDGO 算法对该耦合结构离散问题进行优化, 设置最大函数评估次数为 200 次, 即优化过程将进行 200 次仿真计算, 其中初始采样点为 3d+2=53 个(其中 d 为变量维度, 本文中 d=17), 初始采样点与加点总数之和大于 200 次则停止优化。此外, 设置每次加点数量为 2 个。优化迭代过程如图 7 所示。其中在采样阶段, 第 1 次评估

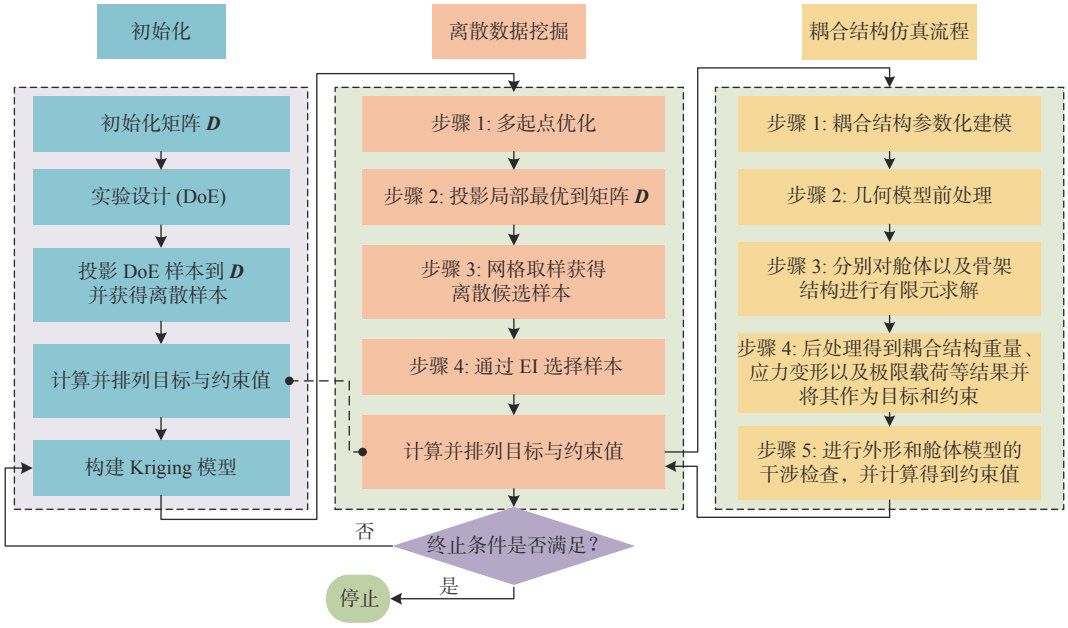


图 5 耦合结构离散优化框架

Fig. 5 Discrete optimization framework of coupling structure

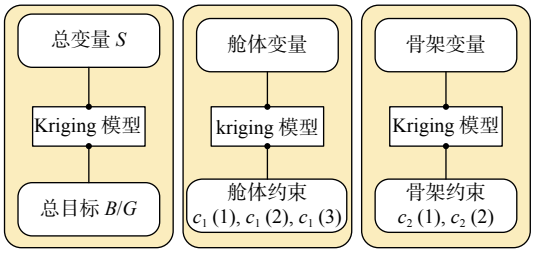


图 6 耦合结构优化过程中代理模型的建立

Fig. 6 Establishment of surrogate model in the process of coupling structure optimization

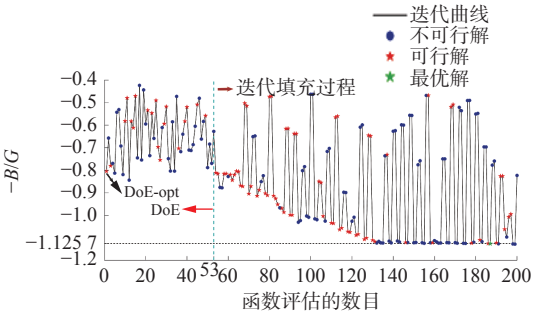


图 7 耦合结构离散优化的迭代曲线

Fig. 7 Iterative curves for discrete optimization of coupling structure

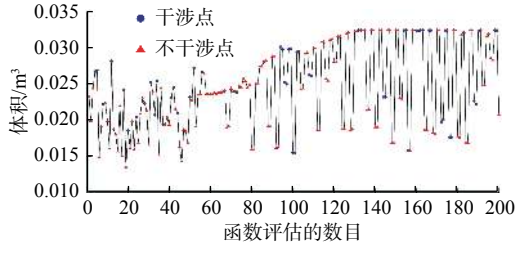


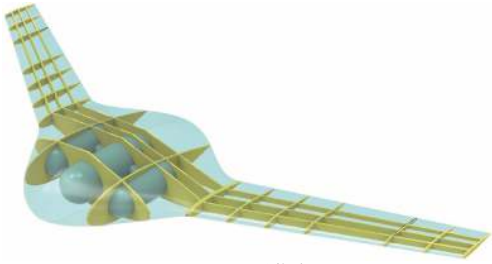
图 8 舱体体积的迭代曲线以及干涉情况

Fig. 8 Iteration curves of cabin volume and interference situation

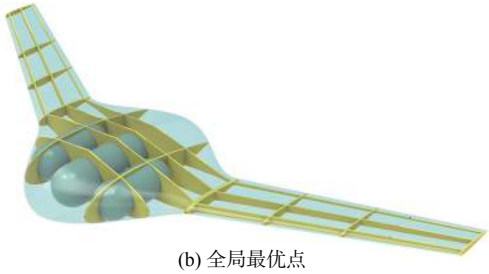
就得到了实验设计(DoE)中的最优点，其目标值为−0.804 4，在第 187 次评估处得到了全局最优解，其目标值为−1.125 7，通过优化浮−重比 *B*/*G*，提升了 39.94%。同时，从迭代图中还可以看出，在 53~130 步处最优解不断向下收敛，在 130~200 步时逐步收敛完全。另从图中还可以看到，在最后的 50 步迭代处，不可行解、可行解和最优解这三者十分接近，表明算法已经找到了较好的区域，在该区域寻优时，样本点可能满足约束也可能不满足约束，所以最后的 50 步评估既有可行解又有不可行解，但大部分始终收敛于全局最优值附近，结果相差不大，最终显示在 187 步寻得全局最优。在迭代过程中，舱体体积的变化如图 8 所示。由 2 张迭代曲线图可以看出，KDGO 算法在全局探索与局部开发上表现出了很好的平衡。

为了更加直观地比较 DoE 最优与全局最优解之间的差异，图 9 给出了优化前、后滑翔机耦合结构的三维模型图，其中，图 9(a) 表示的是图 7 中标注的 DoE-opt 点对应的模型，图 9(b) 表示的是图 7 中绿色五角星所代表的模型。从图中可以看出，优化后舱体体积变大了，骨架翼肋变少了，优化前、后的设计变量及输出的结果如表 2~表 4 所示。所有输出结果均通过四舍五入保留小数点后 4 位数得到。

从表 4 中可以看出，优化前、后骨架结构的重量减轻了约 9.2%，舱体结构的重量虽然增加了约 6.3%，但舱体的内部容积增加了约 39.7%，滑翔机耦合结构的整体性能得到了很大提升。具体的有限元分析云图如图 10 所示，其中图 10(a) 展示



(a) DoE 最优点



(b) 全局最优点

图 9　优化前、后模型对比

Fig. 9　Model comparison before and after optimization

表 2　机翼翼肋离散参数对比

Table 2　Comparison of discrete parameters of wing ribs

参数	DoE最优	全局最优
$N_{l_6}^1$	1	0
$N_{l_6}^2$	1	1
$N_{l_6}^3$	1	0
$N_{l_6}^4$	0	1
$N_{l_6}^5$	1	0
$N_{l_6}^6$	1	0

表 3　耦合结构其它参数对比

Table 3　Comparison of other parameters of coupling structure

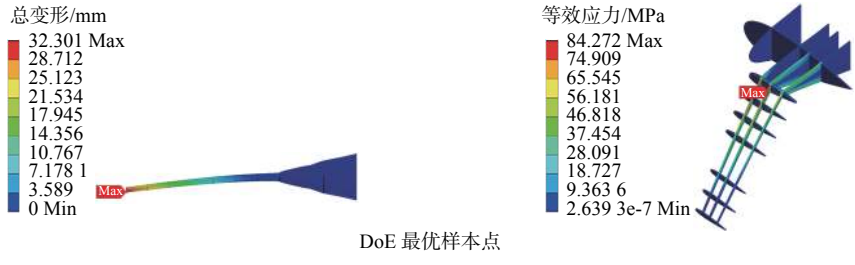
参数	DoE最优	全局最优
l_1/mm	282.5	290
l_3	0.25	0.15
l_4	0.45	0.51
l_5	0.7	0.88
R_1/mm	91.5	100
R_2/mm	78	90
R_3/mm	26	24
t_5/mm	8	8
t_6/mm	9.5	8
t_7/mm	14	12
G_C/mm	442	401

表 4　输出结果对比

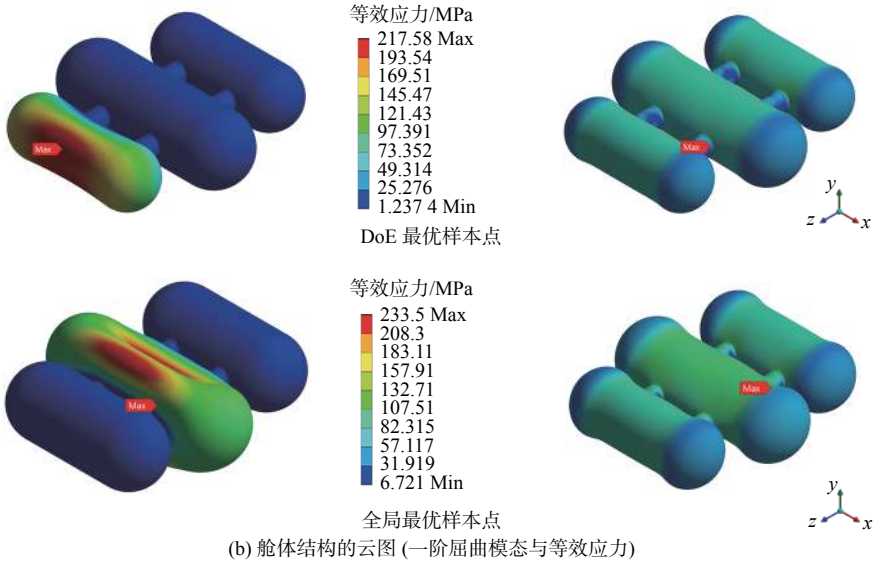
Table 4　Comparison of output results

参数	DoE最优	全局最优
m_1/kg	12.310 7	11.173 6
m_2/kg	16.570 9	17.611 8
v/m^3	0.023 2	0.032 4
B/G	0.804 4	1.125 7
σ_c/MPa	217.582 3	233.502 3
σ_{sk}/MPa	84.272 2	136.325 4
P_{cr} /MPa	67.305 7	41.594 2
d_{max}/mm	32.301 2	49.682 9

的是骨架结构 DoE 最优及全局最优点处的应力与变形，图 10(b) 展示的是舱体结构 DoE 最优及全局最优点处的应力与一阶屈曲模态。从图 10(a) 中可以看到，优化前、后骨架的应力和变形均显著增加，不过骨架的重量明显减轻，整体骨架结构不再是“过强”设计，故优化后的骨架结构更为合理。从图 10(b) 中可以发现，舱体结构应力增加，极限载荷降低了，但其体积和重量的比值有明显提升，舱体结构也不再是“过强”设计；此外，从一阶屈曲模态可以看出，由于设计参数改变，优化后，舱体由外舱体失稳变为了内舱体失稳。



(a) 骨架结构的变形以及应力云图



(b) 舱体结构的云图 (一阶屈曲模态与等效应力)

图 10 耦合结构优化前后的仿真云图对比

Fig. 10 Comparison of simulated deformation distribution and stress contours before and after coupling structure optimization

5 结 语

本文主要研究了翼身融合水下滑翔机内部耦合结构离散优化问题，建立了基于全局离散优化算法的耦合结构工程优化框架，并对参数化后的耦合结构模型在吊放和深海作业工况下进行了有限元分析。最后，采用 KDGO 算法优化了舱体−骨架耦合结构。结果显示，优化前、后耦合结构形式有显著改变，且均满足外形和舱体之间的干涉约束，优化后的目标浮−重比提升了近 40%。

本文首次建立了舱体−骨架耦合结构的参数化模型，定义了该离散结构优化问题的数学模型，并验证了采用 KDGO 算法处理昂贵的工程优化问题比较高效。

参考文献:

[1] 徐玉如, 苏玉民, 庞永杰. 海洋空间智能无人运载器技术发展展望 [J]. 中国舰船研究, 2006, 1(3): 1–4.
XU Y R, SU Y M, PANG Y J. Expectation of the development in the technology on ocean space intelligent unmanned vehicles[J]. Chinese Journal of Ship Research, 2006, 1(3): 1–4 (in Chinese).

[2] D'SPAIN G L, ZIMMERMAN R, JENKINS S A, et al. Underwater acoustic measurements with a flying wing glider[J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 2007, 121(5): 3107.

[3] ANGHINOLFI D, PAOLUCCI M. A new discrete particle swarm optimization approach for the single-machine total weighted tardiness scheduling problem with sequence-dependent setup times[J]. European Journal of Operational Research, 2009, 193(1): 73–85.

[4] FORRESTER A I J, KEANE A J. Recent advances in surrogate-based optimization[J]. Progress in Aerospace Sciences, 2009, 45(1/2/3): 50–79.

[5] CRESSIE N. Spatial prediction and ordinary kriging[J]. Mathematical Geology, 1989, 21(4): 493–494.

[6] DYN N, LEVIN D, RIPPA S. Numerical procedures for surface fitting of scattered data by radial functions[J]. SIAM Journal on Scientific and Statistical Computing, 1986, 7(2): 639–659.

[7] DRAPER N R. Response surface methodology: process and product optimization using designed experiments[J]. Journal of Statistical Planning and Inference, 1997, 59(1): 185–186.

[8] 刘建. 基于动态代理模型的对地观测卫星多学科设计优化研究 [D]. 北京: 北京理工大学, 2016.
LIU J. Multidisciplinary design optimization using dynamic metamodel for earth observation satellites[D]. Beijing: Beijing Institute of Technology, 2016 (in Chinese).

[9] MÜLLER J, SHOEMAKER C A, PICHÉ R. SO-I: a surrogate model algorithm for expensive nonlinear integer programming problems including global optimization applications[J]. Journal of Global Optimization, 2014, 59(4): 865–889.

[10] 韩忠华. Kriging 模型及代理优化算法研究进展 [J]. 航空学报, 2016, 37(11): 3197–3225.
HAN Z H. Kriging surrogate model and its application to design optimization: a review of recent progress[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2016, 37(11): 3197–3225 (in Chinese).

[11] JONES D R, SCHONLAU M, WELCH W J. Efficient global optimization of expensive black-box functions[J]. Journal of Global Optimization, 1998, 13(4): 455–492.

[12] DONG H C, WANG P, SONG B W, et al. Kriging-assisted discrete global optimization (KDGO) for black-box problems with costly objective and constraints[J]. Applied Soft Computing, 2020, 94: 106429.

[13] SUN C Y, SONG B W, WANG P. Parametric geometric model and shape optimization of an underwater glider with blended-wing-body[J]. International Journal of Naval Architecture and Ocean Engineering, 2015, 7(6): 995–1006.