

文章编号:1005-9865(2018)06-0046-12

# 基于分区间泛化 Kriging 近似模型的船舶局部 结构形状优化

张干锋<sup>1,2</sup>, 王德禹<sup>1,2</sup>

(1. 上海交通大学 海洋工程国家重点实验室, 上海 200240; 2. 高新船舶与深海开发装备协同创新中心, 上海 200240)

**摘 要:**为提高 Kriging 近似模型在船舶结构性能多维度响应预测方面的适用性,对常规 Kriging 近似模型进行分区间泛化改进:一是对设计样本点的各个维度(分量)进行划区,并在每一个分区间内采用最优拉丁超立方(OLhd)取样;二是引入比例系数  $w_1$  组合高斯与指数型相关函数提高模型对数据的泛化能力,从而在每个划分的区间内建立泛化的 Kriging 近似模型。通过 SCH 测试函数,验证了构造的分区间泛化 Kriging 模型有效性。结合参数化建模和改进 Kriging 近似模型对某过渡肘板和舱口角隅边界进行形状优化,优化第一阶段由改进的近似模型通过多岛遗传算法得到全局初步的最优解,第二阶段在初步解的基础上缩小优化变量范围,由少量的 FEM 计算即可在小范围内搜寻到精确的最优设计变量。结果表明:分区间泛化 Kriging 近似模型在预测多维度响应时较常规 Kriging 模型预测精度更高;分阶段的形状优化流程在保证极小误差和缩小计算成本的情况下能够得到理想的应力分布和重量优化结果,有助于船舶结构的轻量化研究。

**关键词:**分区间泛化;Kriging 近似模型;形状优化;分阶段优化;船舶结构;多岛遗传算法

**中图分类号:**U663 **文献标志码:**A **DOI:**10.16483/j.issn.1005-9865.2018.06.006

## Shape optimization of ships' local structure with the partition and generalization Kriging approximation model

ZHANG Ganfeng<sup>1,2</sup>, WANG Deyu<sup>1,2</sup>

(1. State Key Laboratory of Ocean Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China; 2. Collaborative Innovation Center for Advanced Ship and Deep-Sea Exploration, Shanghai 200240, China)

**Abstract:** Some improvements with regard to partition and generalization have been proposed for Kriging approximation model. The change makes the Kriging approximation model more suitable for the prediction of multi-dimensional responses in ship structure engineering. One of the improvements about partition is to divide each dimension of sampling point's data in the design space into two or four equal parts. The Optimal Latin Hypercube Design sampling is applied in each partition. Then different Kriging approximation models are established among different partitions. The other improvement is combining Gauss and exponential correlation function by introducing of proportional coefficient  $w_1$ , which increases the type of correlation function and thereby improves the generalization performance of approximation model. The coefficient  $w_1$  is defined as the maximum likelihood estimator, which is similar to the definition of parameter in the correlation function. According to the improvement measures, the partition and generalization Kriging approximation model (PGKAM) is established in each interval. With testing the Schaffer function N.1, the partition and generalization Kriging approximation modeling has been proved effective. By integrating with parametric modeling and PGKAM, certain optimization of problems of bracket and hatch corner's boundary shape is carried out. In the process of shape optimization, firstly, the global initial

收稿日期:2018-03-18

基金项目:工信部高技术船舶科研项目([2016]548);教育部财政部重大专项船舶数字化智能设计系统(201335)

作者简介:张干锋(1993-),男,福建福州人,硕士研究生,主要从事船舶结构形状优化。E-mail: 290899701@qq.com

通信作者:王德禹。E-mail: dywang@sjtu.edu.cn

optimal solution is obtained from the improved approximate model with the Multi Island Genetic Algorithm. Then the scope of the optimization variables is trimmed based on the initial solution. With costing few FEM calculations, the exact optimal design variables are able to be found efficiently in a small scale. The results illustrate that the partition and generalization Kriging approximation model has higher prediction accuracy than the conventional Kriging model in the prediction of multi-dimensional responses. Phased shape optimization methodology ensures the ideal stress distribution and weight optimization results to be capable of obtaining when error is minimum and the calculation burden is lessened, which is helpful to the lightweight analysis of ship structure.

**Keywords:** partition and generalization; Kriging approximation; shape optimization; phased optimization; ship structure; multi-island genetic algorithm

在船舶领域,局部结构形状优化工作主要聚焦于构件的边界形状(如肘板趾端)以及构件内部开孔形状(如舱口角隅和减轻孔等)的优化,这类结构往往因为形状的不连续而产生较大的应力集中,单纯的对局部进行加强可能大幅增加结构重量,因此若不考虑局部加强则应寻求最优的结构边界几何形状,减少局部构件的失效概率。有效、快速的结构形状优化方案对于均匀化结构应力分布具有重要的意义。

现阶段,局部结构形状的优化中涉及结构强度性能的计算主要采用有限元法,通过建立细网格模型进行 FEM 计算获得每一结构形状要素对应的响应值,而基于智能优化算法的优化过程往往需要得到大量的设计变量与响应值,该过程需频繁调动 FEM 软件计算,耗时过长。为减少优化时间,多种近似模型被应用于描述模型与响应值之间的关系,包括响应面模型(RSM),Kriging 近似模型,径向基模型(RBF),支持向量回归模型(SVR),以及由上述模型构造的组合近似模型(EP)和迭代均值组合模型(ER)<sup>[1]</sup>。其中 Kriging 近似模型因其较好的近似特性被广泛应用于多个领域,为提高 Kriging 模型的预测精度,针对 Kriging 模型的改良策略也得到广泛发展,诸如 Co-Kriging 模型<sup>[2]</sup>、Blind Kriging 模型<sup>[3]</sup>等;此外 Jones 等<sup>[4]</sup>将基于最大化 EI 函数的多点加点点准则应用在 Kriging 模型的序列构建;高月华<sup>[5]</sup>提出的结合加点点准则建立双重 Kriging 模型等等。这里提出一种不改变抽样点数目的分区间泛化 Kriging 近似模型构建方案,并将此应用在某散货船舷侧框架结构过渡肘板的应力均匀化的形状优化中。该方案通过对样本点数值范围进行规则分区间,分别在每一个区间建立 Kriging 模型,并组合高斯型和指数型相关函数以提高模型的学习能力、泛化能力以及拟合精度。

对于船舶结构形状优化过程,可将形状参数作为设计变量,最大 Von mises 应力值作为目标函数。虽然采用近似模型拟合 FEM 计算,仍需有足够不同形状规模的 FE 模型和对应的目标函数值。利用参数化的建模方法,可减少这部分工作量。如冯国庆等<sup>[6]</sup>利用 Ansys 的 APDL 语言建立船舶结构典型节点(纵骨穿越非水密舱壁节点)的参数化模型,主要定义了肘板椭圆线等为优化变量,以节点的应力集中系数为优化设计的目标函数,对节点的肘板形状进行优化。Lindemann 等<sup>[7]</sup>亦利用 Ansys 参数化建模和子模型方法对双层底船底肋板的人孔和减轻孔进行了边界拓宽形状优化,在基本不改变肋板的应力分布情况下,以边界形状主要控制点坐标为设计变量,得到显著减少船底肋板重量的形状优化结果。

利用 Patran 的 PCL 语言快速进行简化船体局部结构模型的重构和强度计算,并存储构造 Kriging 近似模型样本点的所有信息,结合 Matlab 建立分区间泛化 Kriging 近似模型,最后将改良 Kriging 近似模型组合优化后的结果同单一 FEM 优化结果比较,校验其精度。优化后的形状参数对于实际工程设计具有一定的参考价值。

## 1 Kriging 近似模型

### 1.1 常规 Kriging 近似模型

克里金插值是一种基于空间分布特征的变异函数而构造最优的线性、无偏估计的插值方法,它能够利用已知点的信息推算未知点的特征值,最早应用于地理信息的预测。而 Kriging 近似模型正是基于克里金插值的思想演变而来的一种线性回归技术,包含线性回归和随机过程两个部分,模型表达式可表示如下:

$$y(x) = \sum_{j=1}^p \beta_j f_j(x) + z(x) \quad (1)$$

式中:前项是通过  $p$  个回归量计算过程均值的变化模型; $\beta_j$  是回归系数, $f_j(x)$  是  $x$  的多项式,可以是 0 阶、1 阶、2 阶<sup>[8]</sup>,多数工程问题采用 0 阶多项式,即  $p=1, f_1(x)=1$ 。分别采用 0、1、2 阶多项式建立 Kriging 模型中

的线性回归部分,依据均方根误差值最小原则选用合适的多项式。后一项  $z(x)$  是由数据的空间相关性建立的随机过程模型,满足如下统计学性质:期望  $E[z(x)] = 0$ , 方差  $\text{Var}[z(x)] = \sigma_l^2$ , 协方差如式(2):

$$\text{Cov}[z(x_i), z(x_j)] = \sigma_l^2 [R(\theta, x_i, x_j)] \quad l = 1, \dots, q \quad (2)$$

式中:  $x_i$  和  $x_j$  是任意两不同训练样本点,  $q$  是响应点的维度;  $R(\theta, x_i, x_j)$  是带有参数  $\theta$  的空间相关模型,  $R$  与两不同样本点之间的距离和空间相关函数相关,  $R$  与相关函数有如式(3)关系式:

$$R(\theta, x_i, x_j) = \prod_{k=1}^n R_k(\theta_k, d_k), \quad d_k = |x_i^k - x_j^k| \quad (3)$$

其中,  $n$  是样本点的维度,  $x_i^k$ ,  $x_j^k$  是样本点第  $k$  个维度(分量)。常用的空间相关函数包括指数型(EXP)、高斯型(GAUSS)、线型(LIN)、球型(SPHERICAL)、立方型(CUBIC)和样条函数型(SPLINE)。指数和高斯型有如下形式<sup>[8]</sup>:

$$\text{EXP}: R_k(\theta_k, d_k) = e^{-\theta_k d_k} \quad (4)$$

$$\text{GAUSS}: R_k(\theta_k, d_k) = e^{-\theta_k d_k^2} \quad (5)$$

空间相关函数的选取主要依靠经验选取并试算。

为说明 Kriging 近似的预测模型形式,下面假定已有训练样本集  $X = [x_1, x_2, \dots, x_m]$  和响应集  $Y = [y_1, y_2, \dots, y_m]$ , 并形成  $m \times p$  维回归矩阵  $F$  ( $p$  对应回归多项式) 和相关函数矩阵  $R$ ,  $F = [f(x_1), \dots, f(x_m)]^T$ ,  $R_{ij} = [R(\theta, x_i, x_j)]^T$ ,  $i, j = 1, \dots, m$ ; 任意一个未知点  $x$  与已知样本点相关性用列阵  $r(x) = [R(\theta, x_1, s), \dots, R(\theta, x_m, s)]^T$  表示。未知点  $x$  的预测值有如式(6)形式<sup>[9]</sup>:

$$\hat{y}(x) = r^T R^{-1} Y - (F^T R^{-1} r - f)^T \beta^* = f^T \beta^* + r^T R^{-1} (Y - F \beta^*) \quad (6)$$

式中:  $\beta^* = (F^T R^{-1} F)^{-1} F^T R^{-1} Y$ 。由式(6)可看出预测值主要取决于  $f(x)$ 、回归矩阵  $F$  和相关矩阵  $R$ 。 $f(x)$  和  $F$  均可由样本集计算得到。相关矩阵  $R$  和  $\beta^*$  均包含待定参数  $\theta$ , 根据最大似然估计,  $\theta$  可由最大化表达式(7)得到<sup>[8]</sup>, 式(7)中方差估计式  $\sigma^2 = \frac{1}{m} (Y - F \beta^*)^T R^{-1} (Y - F \beta^*)$ 。

$$- \frac{1}{2} (m \ln \sigma^2 + \ln |R|) \quad (7)$$

式中:  $|R|$  是相关矩阵  $R$  的行列式, 式(7)的最大化问题等效于式(8)最小化问题:

$$\varphi(\theta) = |R(\theta)|^{\frac{1}{m}} \cdot \sigma(\theta)^2, \quad \theta > 0 \quad (8)$$

求解上述优化问题可得最优  $\theta$  值, 一般而言采用局部的 Hooke-jeeves 算法即可完成寻优工作。选取全局搜索算法, 利用 Matlab 自带的遗传算法工具箱对该最小化问题进行优化, 将优化后的值代入相关矩阵  $R$  和  $\beta^*$ , 由式(6)可最终得到未知点的预测值。

## 1.2 改进的分区间泛化 Kriging 近似模型

建立 Kriging 近似模型的基础是样本集与响应集, 模型的精确与否较大程度上受样本集中数据点的分布影响。均匀分布的样本点能够反映全空间的特征信息, 因此为避免模型出现太大偏差, 随机取点的方法已逐渐被试验设计方法(DOE matrix)所取代。如全因子取样(full factorial)、正交阵列取样(orthogonality array)以及被广泛应用的最优拉丁超立方取样(Optimize Latin hypercube)等。

Kriging 模型中不仅能输出未知点的预测值, 同时能输出未知点的估计方差, 该方差估计值的大小可以判断区域样本点分布是否合理。方差值越大说明有较大不确定性, 表明该区域模拟不精确, 需要适当加入样本点调整近似模型。因此为进一步提高 Kriging 模型的预测精度, 已有多种加点准则的序列迭代过程被用于构建 Kriging 近似模型<sup>[4]</sup>。由于采用序列迭代, 在构建模型的后续过程中需要补充新的样本点更新近似模型, 而需要补充的样本点数目未知, 增加的样本点数目可能大幅提高计算成本。在不改变样本点的数目情况下, 采用分区间的最优拉丁超立方(OLhd)取样的形式搭建样本集, 对样本点的各个维度(分量)进行分区间设计样本点, 如图 1、2 所示。

在分区间优化拉丁方取样的基础上, 分别在图 2 划分的子区域中建立 Kriging 近似模型, 预先判断未知点坐落的区域, 代入对应区间的 Kriging 近似模型可计算任一未知点的预测值。

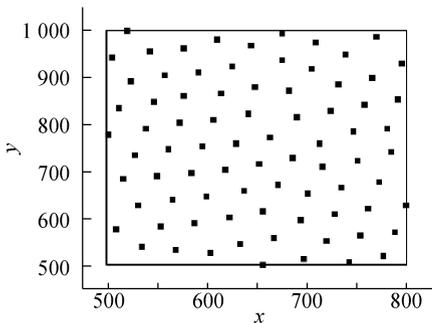


图 1 二维空间常规 OLhd 取样方式

Fig. 1 Conventional OLhd sampling method in 2D space

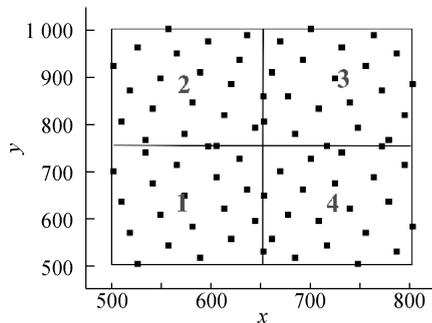


图 2 二维空间分区间 OLhd 取样方式

Fig. 2 Partition OLhd sampling method in 2D space

此外,在 Kriging 近似模型中,相关函数能够代表不同样本点、不同维度、不同距离空间点位的数据相关性,它的选取也是影响模拟精度重要因素之一。不同相关函数类型,表征相关性的函数值随样本点间距离增加的递减方式不同;即使是同一相关函数类型,不同参数  $\theta$  对应不同的递减速度,如图 3、4 所示。

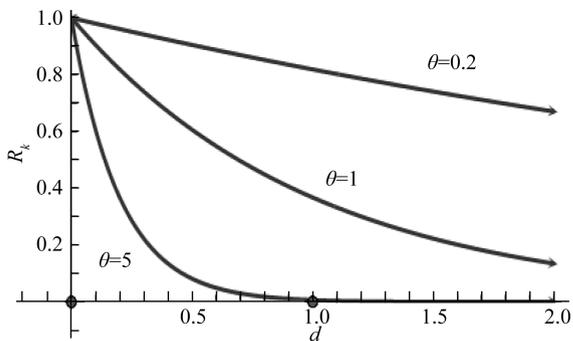


图 3 指数函数趋势

Fig. 3 The trend of EXP function

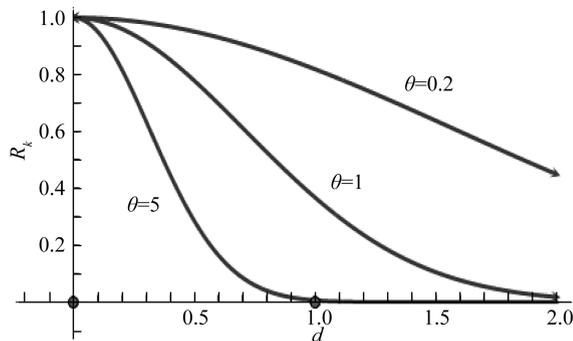


图 4 高斯函数趋势

Fig. 4 The trend of GAUSS function

一般情况下,需要通过试算来确定样本点相关函数类型,并在每一次试算中确定最优的参数  $\theta$ ,参数  $\theta$  值的数量与样本点的维度相同,  $\theta$  的每一分量可以不同,即相关函数对应于样本点而言是各向异性的。这种试算确定相关函数类型的方法通常带有一定的盲目性。而对于大部分的工程问题,采用高斯相关函数建立的 Kriging 模型具有较好的模拟效果。因此,拟在 Kriging 近似模型中加入泛化模块提高 Kriging 模型对于新鲜样本点的适应能力,该模块通过设定比例系数,组合高斯与指数型相关函数,其表达式如下:

$$R_k(\theta_k, d_k) = w_1 \exp(-\theta_k d_k^2) + (1 - w_1) \exp(-\theta_k d_k) \tag{9}$$

当  $w_1 = 0.5$  时,对应的相关函数图像如图 5 所示。

考虑到样本点数据随空间位置的变化规律未知,在构建 Kriging 近似模型时将系数  $w_1$  视为一个需要优化的参数,并利用 Matlab 遗传算法工具箱在求解最小化式(8)问题的过程中同时获取最优的参数  $\theta$  和系数  $w_1$ 。

由于对 Kriging 模型进行分区间,理论上增加了相关函数描述类型和参数  $\theta$ ,使得相关函数能够更加准确的刻画训练样本点的空间相关性,因此改善了近似模型的学习能力,对于提高模型预测精度具有重要意义。而引入的比例系数  $w_1$  扩充了相关函数的描述类型,使得相关函数并不局限于单一的高斯或指数函数类型,这也将有助于近似模型刻画样本点的空间特征性,增强模型的泛化能力。

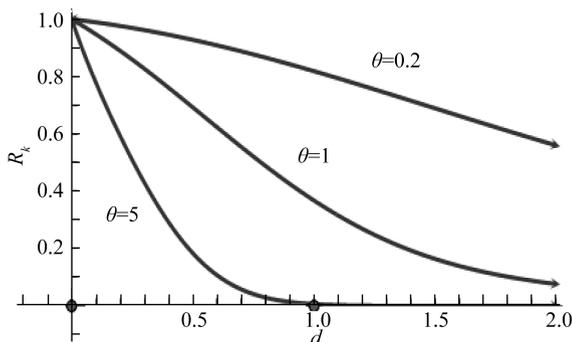


图 5  $w_1 = 0.5$  时,组合相关函数  $R_k$  的趋势

Fig. 5 The trend of combining correlation function when  $w_1 = 0.5$

基于上述改进的分区间泛化 Kriging 近似模型主要的构建流程可分为如下 2 个步骤:

- 1) 对样本点各维度进行分区间最优拉丁超立方取样, 分别存储各区间设计点和响应值所有维度数据;
- 2) 优化计算每个区间内泛化 Kriging 模型的相关函数参数, 包括参数  $\theta$  和  $w_1$ , 对每个区间分别建立泛化的 Kriging 近似模型。

### 1.3 分区间泛化 Kriging 近似模型预测效果校验

分区间泛化 Kriging 近似模型的预测精度可以利用测试函数 Schaffer function N.1<sup>[10]</sup> (SCH) 校验。SCH 测试函数表达式如下:

$$\text{Minimize} \begin{cases} f_1(x) = x^2 \\ f_2(x) = (x - 2)^2 \end{cases} \quad (10)$$

其中,  $-A \leq x \leq A$ , 当  $A$  介于 10 和  $10^5$  之间时, SCH 函数求解难度较低, 该函数具有均匀分布的 Pareto front, 文中取  $A=10$ 。

将  $x$  的范围划分为四区间, 分别是  $[-10, -5]$ ,  $[-5, 0]$ ,  $[0, 5]$ ,  $[5, 10]$ , 由 Matlab 建立常规和改进 Kriging 近似模型(本节常规和分区间模型相关函数选用高斯函数, 线性回归中多项式为 0 阶), 从而模拟式 (10) 中函数。其中常规模型样本点数目为 80, 改进模型中每个区间样本点数为 20, 共计 80; 均采用优化拉丁超立方取样。为评价改进模型的预测效果, 随机选取 20 个测试点计算不同预测模型的均方根误差 (RMSE), RMSE 表达式如下:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (f_{\text{approximate}, i} - f_{\text{exact}, i})^2}{n}} \quad (11)$$

计算得到的均方根误差如表 1 所示(仅在分区间泛化 Kriging 模型中引入比例系数  $w_1$ )。

表 1 不同近似模型均方根误差计算值

Tab. 1 Root mean square error of different approximate models

参数	常规 Kriging	分区间 Kriging	分区间泛化 Kriging
$f_1$	$1.52\ 709 \times 10^{-6}$	$1.37\ 743 \times 10^{-6}$	$1.24\ 277 \times 10^{-6}$
$f_2$	$1.44\ 584 \times 10^{-6}$	$1.37\ 160 \times 10^{-6}$	$1.25\ 705 \times 10^{-6}$
累计 RMSE	$2.97\ 293 \times 10^{-6}$	$2.74\ 903 \times 10^{-6}$	$2.49\ 982 \times 10^{-6}$

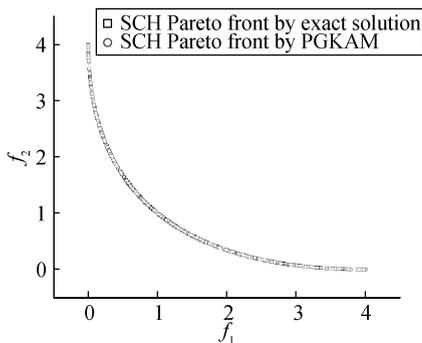


图 6 基于函数精确解和改进 Kriging 近似模型的 Pareto front  
Fig. 6 The Pareto front based on the exact solution of the function and PGKAM

从表 1 可知, 使用分区间泛化 Kriging 近似模型预测函数值时较常规 Kriging 模型的均方根误差值小, 预测精度更高, 说明改进的 Kriging 近似模型是可行的。由函数精确解和近似模型并基于 NSGA-II 改进的一种多目标优化算法, 得到式 (10) 的 Pareto front 如图 6 所示。

可以看出, 利用改进 Kriging 近似模型得到的多目标优化 Pareto front 与精确解寻求得到的结果分布基本一致。改进 Kriging 近似模型方案运用于优化中能够保证计算精度, 基本不影响优化结果。

## 2 船舶局部结构形状优化方案

对于船舶局部结构的形状优化问题, 可表述如下:

$$\begin{cases} \min & \text{mass}, \sigma_{\max} \text{ or } \alpha = \sigma_{\max} / \sigma_0 \\ \text{s.t.} & a_i \leq x_i \leq b_i \\ & \sigma \leq \sigma_y, \dots \end{cases} \quad (12)$$

式中:  $x_i$  代表控制形状的边界节点坐标或形状参数的设计变量。通常形状优化过程将减小结构的重量、应力集中系数、最大应力等作为优化目的;将规范限定的最低力学性能要求和实际工程条件限制作为应该满足的约束条件。

软件机器人 Isight 被用于驱动有限元软件 Patran 和 Nastran 完成参数化建模、FEM 静力计算以及后续的优化进程。由于调用有限元计算过程缓慢,参数化模型并非直接应用于形状优化的过程中,而是利用该方法获得分区间泛化 Kriging 近似模型一定数目样本点和其响应值数据库,然后在 Matlab 的 Dacefit 工具箱的基础上改进代码,建立分区间泛化 Kriging 模型。

形状优化流程主要分为两个阶段。第一阶段通过 Isight 集成的优化组件调用由 Matlab 建立的改进 Kriging 近似模型,并对式(12)的优化问题进行全局搜索,初步找到一组符合设计者要求的最优形状参数。第二阶段基于前面优化结果,在设计变量的小范围内利用 FEM 计算快速搜寻到精确的最优设计变量。船舶局部结构形状优化流程如图 7 所示。

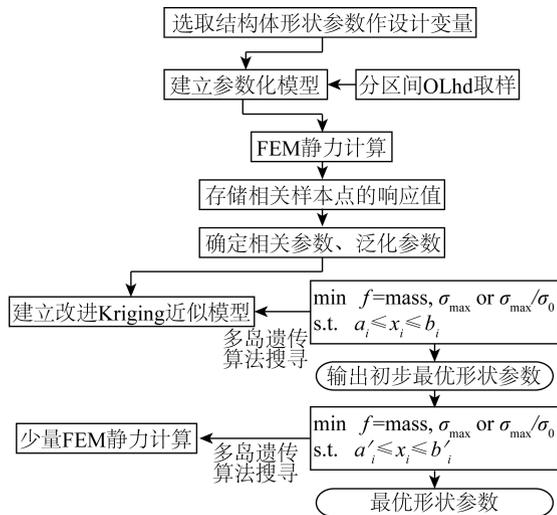


图 7 船舶局部结构形状优化流程

Fig. 7 The flow of ship's local structure shape optimization

### 3 船舶局部结构形状优化

为说明分区间泛化 Kriging 近似模型适用于船体局部结构形状优化,给出某过渡肘板和舱口角隅的边界形状优化计算案例。

#### 3.1 舷侧肘板形状优化

考虑某 17 000 t 散货船重油舱舷侧部分的过渡肘板进行形状优化。该舷侧部分的过渡肘板初始状态如图 8 所示,肘板边界形状基本呈直线。

建立的肘板模型规模介于简化模型与完整模型二者之间,如图 9 所示,将简化的舷侧框架结构中的一维梁替换为二维板,使其能真实反映过渡部分的肘板形状,并能代表实际结构的工作性能。过渡肘板边界选用圆弧,其半径  $R_1$  和  $R_2$  作为优化的形状参数,圆弧端部的切线分别平行于舷侧肋骨和上下平台边缘,可由作为设计变量的肘板边长  $a, b$  推导符合上述条件的圆弧圆心位置和半径数值。其中约束考虑最危险情况,模型底部和上端部分别设为固支、自由。舷侧载荷模拟实际水压,上平台均布载荷(0.05 MPa)模拟约重 6.25 t 的局部设备载荷。

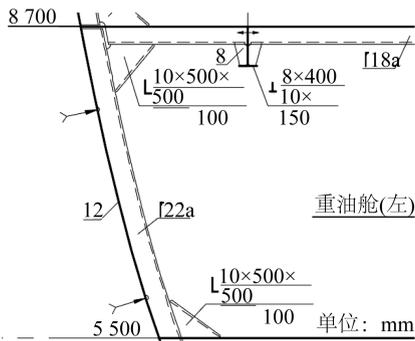


图 8 形状优化区域

Fig. 8 Zone of shape optimization

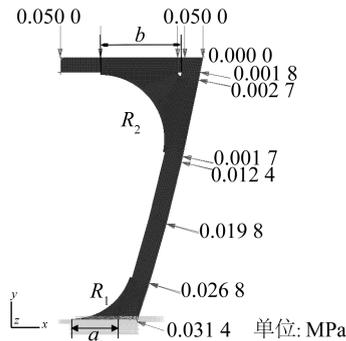


图 9 肘板区域有限元模型

Fig. 9 FEM of bracket

为使肘板重量和过渡区的集中应力最小,将肘板质量( $t$ )和最大 Vonmises 应力(MPa)作为目标函数,引入权重  $W$  和比例因子  $S$  将多目标化为单目标问题,如式(13)所示。

$$\text{Objective} = \sum_{i=1}^2 \frac{W_i m_i}{S_i} + \sum_{j=3}^4 \frac{W_j \sigma_{j\max}}{S_j} \quad (13)$$

式中: $S_1$  和  $S_2$  取 0.03, $S_3$  和  $S_4$  取 130;权重依实际情况选取,文中取  $W_1=0.45$ , $W_2=0.3$ , $W_3=W_4=1$ 。约束条件为  $500 \text{ mm} \leq a \leq 800 \text{ mm}$ ,  $500 \text{ mm} \leq b \leq 1\ 000 \text{ mm}$ 。

采用多岛遗传算法求解式(13)优化问题,该算法分岛屿对种群进行变异进化,多岛之间优秀个体可以进行杂交遗传,能够帮助优化进程避免陷入局部解。文中算法的默认主要参数子种群规模、岛数、算法的遗传代数均设为 10。

### 3.1.1 分区间泛化 Kriging 与常规 Kriging 模型预测比较

按照 1.2 节中提出的方案,通过 Matlab 分别建立分区间泛化 Kriging 和常规 Kriging 近似模型(本节中常规和分区间 Kriging 近似模型的相关函数均采用高斯函数)。基于分区间和最优拉丁超立方取样,常规与改进模型样本点数目均为 80 个(分区间模型中每个区间均采样 20 个,共计 80 个),测试点在四个分区间中随机选取 5 个,共计 20 个。通过参数化模型的计算得到样本点、测试点和响应值,其中样本点包括设计变量  $a, b$  两个维度,因此相关函数中待定参数  $\theta$  应有两个分量,响应值包括下肘板质量  $m_1$ ,上肘板质量  $m_2$  和应力  $\sigma_{\max 1}, \sigma_{\max 2}$  四个维度。

在建立 Kriging 近似模型之前,需通过求解优化问题式(8)确定相关函数待定参数。当近似模型的线性回归部分采用 0 阶多项式时,获取的相关参数如表 2 所示。

表 2 相关函数参数优化结果

Tab. 2 Optimization result of correlation function parameters

区域	分区间 Kriging	分区间泛化 Kriging	常规 Kriging
①	$\theta = [0.337 \ 0.753]$	$\theta = [0.053 \ 0.054]$ , $w_1=0.480$	
②	$\theta = [0.370 \ 0.799]$	$\theta = [0.093 \ 0.056]$ , $w_1=0.558$	$\theta = [2.700 \ 2.121]$
③	$\theta = [0.348 \ 0.736]$	$\theta = [0.015 \ 0.032]$ , $w_1=0.768$	
④	$\theta = [0.305 \ 0.710]$	$\theta = [0.014 \ 0.040]$ , $w_1=0.829$	

为比较近似模型的预测精度,可计算不同预测模型的均方根误差,它是近似预测值与有限元值的平方和同测试点数  $n$  比值的平方根,均方根误差值越小,说明模型精度越高,表达式如下:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Y_{\text{approximate},i} - Y_{\text{FEM},i})^2}{n}} \quad (14)$$

通过式(14)计算得到的不同近似模型均方根误差如表 3 所示,其中分区间 Kriging 未引入比例系数  $w_1$ ,分区间泛化 Kriging 则引入比例系数  $w_1$ 。

表 3 均方根误差计算值

Tab. 3 Root mean square error

参数	常规 Kriging			分区间 Kriging			分区间泛化 Kriging		
	0 阶	1 阶	2 阶	0 阶	1 阶	2 阶	0 阶	1 阶	2 阶
多项式阶数	0 阶	1 阶	2 阶	0 阶	1 阶	2 阶	0 阶	1 阶	2 阶
$m_1/t$	0.000 13	0.000 05	0.000 07	0.000 04	0.000 03	0.000 08	0.000 07	0.000 07	0.000 06
$m_2/t$	0.000 48	0.000 28	0.000 26	0.000 11	0.000 12	0.000 22	0.000 20	0.000 23	0.000 20
$\sigma_{\max 1}/\text{MPa}$	0.364 48	0.177 71	0.191 70	0.257 85	0.395 73	0.436 25	0.243 97	0.275 78	0.302 47
$\sigma_{\max 2}/\text{MPa}$	1.185 76	1.495 66	1.445 62	0.710 67	0.970 02	0.901 64	0.716 58	0.957 53	1.100 56
累计 RMSE	1.550 84	1.673 70	1.637 65	0.968 66	1.365 90	1.338 19	0.960 83	1.233 61	1.403 29

由表 3 可知,常规 Kriging 以及分区间泛化 Kriging 模型选用 0 阶多项式时累计均方根误差相比于 1、2 阶较小,说明在该算例中,近似模型模拟形状变量与响应值的关系时 0 阶多项式相较于其它有更好的预测精度。从表 3 也可以看出,同时选用 0 阶多项式情况下,使用分区间泛化 Kriging 近似模型预测多维度响应较常规 Kriging 模型的累计均方根误差值小,预测精度更高,说明分区间泛化 Kriging 近似模型在增加多个相关参数的基础上,使得预测精度有所提高。

### 3.1.2 优化过程与结果

优化前利用 Isight 中的 Optimal Latin Hypercube 实验设计方法对本小节中的优化问题进行灵敏度分析,可以得到两个设计变量对应力响应的贡献图和主效应图,如图 10 所示。

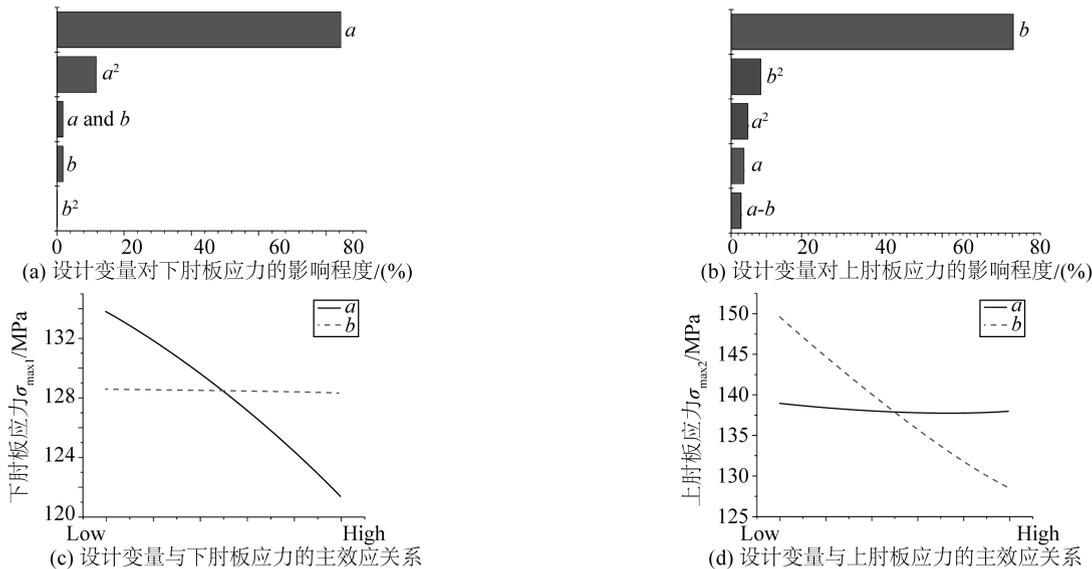


图 10 灵敏度分析结果

Fig. 10 The results of sensitivity

由图 10 可知,  $\sigma_{\max1}$  (下肘板应力) 主要受设计变量  $a$  影响,设计变量  $b$  和  $a, b$  的平方项对其几乎没有影响;  $\sigma_{\max2}$  (上肘板应力) 受设计变量  $b$  影响较大,其它项对其影响很小。这与舷侧肘板结构的实际受力情况相符。

通过多岛遗传算法,分别采用分区间泛化 Kriging 近似模型(线性部分选用 0 阶多项式)和 FEM 得到的舷侧肘板边界形状优化结果如表 4、5 所示,表 4 括号内容代表肘板边界形状参数圆弧半径(单位为 mm),由设计变量和几何关系推导得到。

表 4 基于分区间泛化 Kriging 近似模型和单一 FEM 计算的形状参数优化结果对比

Tab. 4 Comparison of shape parameters optimization results

设计变量	初始值	分区间泛化 Kriging 近似模型优化结果	FEM 优化结果	误差/(%)
$a(R_1)/\text{mm}$	600(807)	737(998)	719(972)	2.50
$b(R_2)/\text{mm}$	600(460)	829(648)	837(654)	0.96

表 5 优化后分区间泛化 Kriging 近似模型和 FEM 计算的响应值结果比较

Tab. 5 Comparison of responses

参数	分区间泛化 Kriging	FEM
$m_1/t$	0.010 60	0.010 18
$m_2/t$	0.014 66	0.014 95
$\sigma_{\max1}/\text{MPa}$	123.93	124.54
$\sigma_{\max2}/\text{MPa}$	133.64	133.64

上述优化结果表明,对于同一个肘板边界形状优化问题,由改进 Kriging 近似模型得到的设计变量  $a, b$  同 FEM 计算优化结果相近。由于近似模型预测存在误差,使得最终优化结果与 FEM 优化计算有所偏差。

为进一步提高近似模型的优化结果精度,在不大幅增加计算成本的前提下,在近似模型的优化结果基础上回归 FEM 计算优化过程,考虑到最优设计变量已经接近于 FEM 优化结果,可以缩小变量的优化范围,因此在后续选用多岛遗传算法的参数上可减少子种群规模、岛数、算法的遗传代数,通过低成本 FEM 计算即可得到最优的设计变量。即将肘板边界形状优化的过程分为两个阶段,第一阶段利用改进 Kriging 近似模型得到初步粗糙的结果。第二阶段由第一阶段的结果在小范围内利用 FEM 计算搜寻最优的设计变量。

由改进 Kriging 近似模型和 FEM 组合计算得到的优化结果如表 6 所示。其中 FEM 计算优化过程中设计变量  $a, b$  范围调整为  $687 \text{ mm} \leq a \leq 787 \text{ mm}$ ,  $779 \text{ mm} \leq b \leq 879 \text{ mm}$ ,初值分别为 737 和 829,算法的子种群规模、岛数、遗传代数相对减少,分别为 10、5、5。

表 6 组合优化同单一 FEM 形状参数优化结果对比

Tab. 6 Comparison of shape parameters optimization results between combinatorial optimization and single FEM calculation

设计变量	初始值	组合优化结果	FEM 优化结果	误差/(%)
$a(R_1)/\text{mm}$	737(998)	721(975)	719(972)	0.28
$b(R_2)/\text{mm}$	829(648)	835(653)	837(654)	0.24

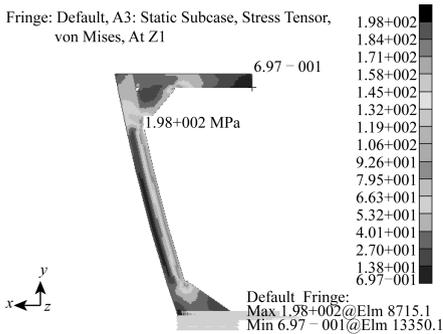


图 11 初始肘板的应力分布

Fig. 11 Stress distribution of initial elbow plate

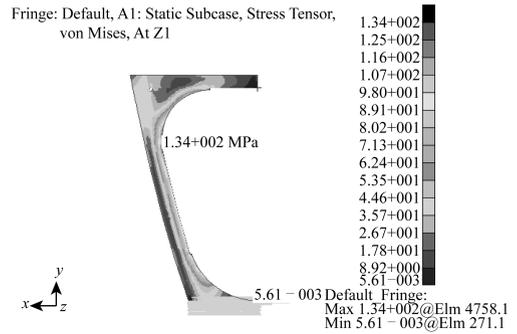


图 12 形状优化后肘板的应力分布

Fig. 12 Stress distribution of elbow plate after shape optimization

表 6 说明通过组合优化得到的最优设计变量与单一 FEM 计算优化结果高度一致,误差已控制在极小范围。对于时间成本,组合优化过程考虑包括样本点采集、近似模型构建以及优化耗时共计约 1.5 h,单一 FEM 优化计算耗时约 3.5 h。由此可见,在保证一定精度的情况下,利用组合优化流程明显提高优化效率。

相比于图 11 初始形状肘板的应力分布(应力集中在肘板顶点区域),图 12 中通过组合优化得到舷侧部分最优形状的过渡肘板应力分布更加均匀,肘板区域最大 Vonmisse 应力由 198 MPa 下降到 134 MPa,肘板质量从 31.70 kg 减少至 25.11 kg。优化形状后的肘板既能减少应力集中,同时能减轻结构重量,对于船舶结构轻量化研究具有重要意义。

### 3.2 舱口角隅形状优化

考虑如图 13 某散货船甲板舱口结构<sup>[11]</sup>,优化舱口角隅的形状。已知板厚为 22 mm,面内载荷  $\sigma_0 = 1 \text{ MPa}$ 。图 13 中阴影区域是进行有限元应力分析的力学模型。角隅初始边界形状为半径  $R = 300 \text{ mm}$  的圆弧。选定椭圆参数作为角隅的形状优化形式,椭圆的长短半轴长  $a, b$  作为待优化的形状优化变量。优化问题可描述为如下形式。

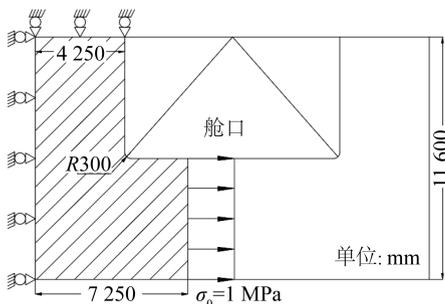


图 13 甲板舱口结构

Fig. 13 Deck hatch structure

$$\begin{cases} \min & \alpha = \sigma_{\max} / \sigma_0 \\ \text{s.t.} & 200 \text{ mm} \leq a \leq 1\,200 \text{ mm} \\ & 200 \text{ mm} \leq b \leq 1\,200 \text{ mm} \\ & m \leq 11.55 \text{ t} \end{cases} \quad (15)$$

### 3.2.1 分区间泛化 Kriging 与常规 Kriging 模型预测比较

与上一小节类似,通过 Matlab 分别建立分区间泛化 Kriging 和常规 Kriging 近似模型。对于该优化问题,样本点包括设计变量  $a, b$  (椭圆长短半轴长)两个维度,因此相关函数中待定参数  $\theta$  应有两个分量,响应值包括质量  $m$  和应力集中系数  $\alpha$  两个维度。

通过式(14)计算得到的不同近似模型均方根误差如表 7 所示,选用 2 阶多项式的分区间泛化 Kriging 模型的累计均方根误差相对于其它较小,说明在该算例中此近似模型对于描述形状变量与响应值的关系相较于其它有较好的预测精度。此外,由表 7 数据也可以看出,同时选用 2 阶(或 0 阶、1 阶)多项式情况下,分区间泛化 Kriging 近似模型预测多维度响应均较常规 Kriging 模型的累计均方根误差值小,表明分区间泛化改进措施有效地提高 Kriging 近似模型预测精度。后续优化过程将选用 2 阶多项式的分区间泛化 Kriging 模型。而引入比例系数  $w_1$  的分区间泛化 Kriging 近似模型相比于未引入  $w_1$  的分区间模型而言,累计 RMSE 均有所降低,预测精度更高,可见引入的  $w_1$  提高了 Kriging 近似模型的泛化学习能力。

表 7 均方根误差计算值  
Tab. 7 Root mean square error

项目	常规 Kriging			分区间 Kriging			分区间泛化 Kriging		
	0 阶	1 阶	2 阶	0 阶	1 阶	2 阶	0 阶	1 阶	2 阶
多项式阶数	0 阶	1 阶	2 阶	0 阶	1 阶	2 阶	0 阶	1 阶	2 阶
$m/t$	0.067 18	0.046 99	0.047 29	0.028 97	0.028 51	0.029 76	0.026 46	0.011 38	0.014 30
$\alpha$	0.071 31	0.053 54	0.057 16	0.034 87	0.040 93	0.040 06	0.034 63	0.047 38	0.031 76
累计 RMSE	0.138 49	0.100 53	0.104 45	0.063 84	0.069 45	0.069 82	0.061 09	0.058 76	0.046 06

### 3.2.2 优化结果

同样地,在优化前利用 Isight 中的 Optimal Latin Hypercube 实验设计方法对本小节中的优化问题进行灵敏度分析,可以得到两个设计变量(长短半轴长)对应力集中系数的贡献图和主效应图,如图 14 所示,优化问题式(15)中的应力集中系数主要受设计变量  $a$  及其平方项的影响,设计变量  $b$  以及  $a, b$  的交互对其影响较小, $b$  的平方项对其几乎没有影响。

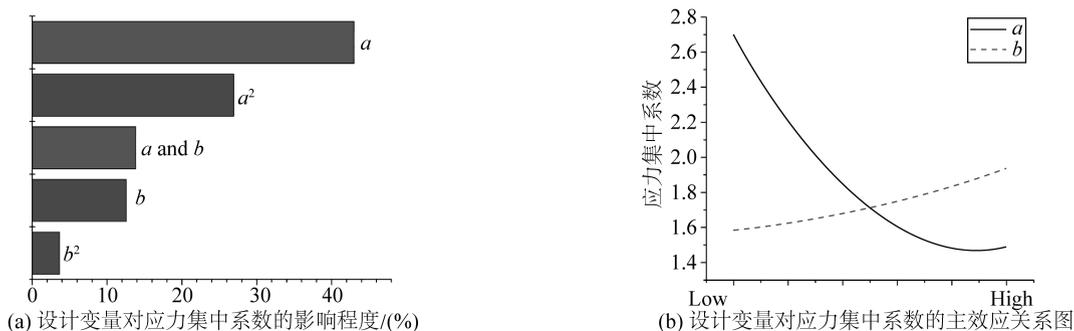


图 14 舱口角隅设计变量灵敏度分析结果

Fig. 14 Results of the sensitivity

通过多岛遗传算法,采用分区间泛化 Kriging 近似模型(线性部分选用 2 阶多项式)进行优化,得到的舱口角隅边界形状优化结果将作为组合优化过程中的初始值。最终的组合优化结果如表 8 所示,其最优设计变量与单一 FEM 计算优化结果基本一致,误差能够控制在极小范围。

图 15 是角隅初始形状的应力分布,很明显图 16 所示组合优化后的舱口角隅的应力分布更加均匀、梯度小。优化形状后的应力集中系数  $\alpha = 1.35$ ,相比于初始的  $\alpha = 2.11$  降低了 36%。

表 8 组合优化与单一 FEM 形状参数优化结果对比

Tab. 8 Comparison of shape parameters optimization results between combinatorial optimization and single FEM calculation

设计变量	组合优化初始值	组合优化结果	FEM 优化结果	误差/(%)
$a$ (长轴半长)/mm	1 199	1 199	1 199	0.00
$b$ (短轴半长)/mm	415	408	402	1.49

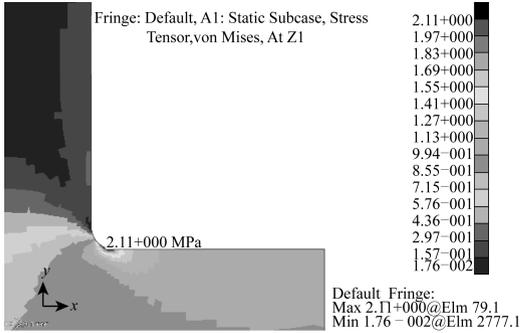


图 15 初始角隅的应力分布

Fig. 15 Stress distribution of initial hatch corner

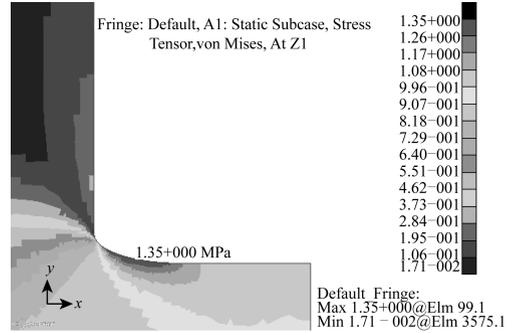


图 16 形状优化后角隅的应力分布

Fig. 16 Stress distribution of hatch corner after shape optimization

## 4 结 语

针对船舶结构进行形状优化过程中建模工作量大、计算耗时长问题,采用改进的分区间泛化 Kriging 近似模型替换部分 FEM 计算,对某过渡肘板和舱口角隅进行形状优化。

改进的模型通过引入比例系数  $w_1$  组合高斯与指数型相关函数提高对数据相关性的刻画能力,并对其进行分区间训练。经验证改进 Kriging 近似模型相比于常规模型在预测多维度响应时更精确。

通过改进 Kriging 近似模型和多岛遗传算法对过渡肘板和舱口角隅进行形状优化分析,得到的形状参数优化结果已接近于单一 FEM 优化计算结果。

为进一步提高优化结果的准确性,在近似模型的优化结果基础上继续小范围采用 FEM 优化计算,由于优化范围的缩小,通过小成本的 FEM 计算便能获取准确的最优形状参数设计变量。这种分阶段组合形状优化流程使得优化结果误差极小,并缩短优化耗时,提高了船舶结构形状优化效率。

形状优化后的肘板,减少了结构应力集中和质量,优化后的舱口角隅应力分布也更加均布,对于结构的轻量化优化设计提供了帮助。

## 参考文献:

- [1] 胡新明,王德禹. 基于迭代均值组合近似模型和序贯优化与可靠性评估法的船舶结构优化设计[J]. 上海交通大学学报, 2017, 51(2):150-156. (HU Xinming, WANG Deyu. Optimization of ship structures using ensemble of surrogates with sequential optimization and reliability assessment[J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 2017, 51(2):150-156. (in Chinese))
- [2] MYERS D E. Co-Kriging——New developments[M]//Geostatistics for Natural Resources Characterization. Springer Netherlands, 1984:295-305.
- [3] ROSHAN V, YING H, SUDJIANTO A. Blind kriging: A new method for developing metamodels[J]. Journal of Mechanical Design, 2008, 130(3):350-353.
- [4] 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.
- [5] 高月华. 基于 kriging 代理模型的优化设计方法及其在注塑成型中的应用[D]. 大连:大连理工大学, 2009. (GAO Yuehua. Optimization methods based on kriging surrogate model and their application in injection molding[D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2009. (in Chinese))
- [6] 冯国庆,任慧龙,李巧彦,等. 舰船典型节点参数化建模及形状优化[J]. 中国舰船研究, 2009, 4(4):28-33. (FENG

- Guoqing, REN Huilong, LI Qiaoyan, et al. Parametric modeling and shape optimization of the typical structural details of ships [J]. Chinese Journal of Ship Research, 2009, 4(4):28-33. (in Chinese))
- [7] LINDEMANN T, KAEDING P. An approach to optimization in ship structural design using finite element and optimization techniques[C]//Proceedings of the Twentieth (2010) International Offshore and Polar Engineering Conference. 2010: 803-808.
- [8] LOPHAVEN S N, NIELSEN H B, SØNDERGAARD J. Aspects of the matlab toolbox DACE[R]. Copenhagen: Informatics & Mathematical Modelling Technical University of Denmark, 2002.
- [9] MATLAB A, TOOLBOX K, LOPHAVEN S N, et al. DACE-A Matlab Kriging toolbox[R]. Copenhagen: Informatics & Mathematical Modelling Technical University of Denmark, 2002.
- [10] SCHAFFER J D. Multiple objective optimization with vector evaluated genetic algorithms[C]//Proceedings of the International Conference on Genetic Algorithms. 1985:93-100.
- [11] 徐昌文, 俞铭华. 论船舶结构的形状优化[J]. 中国造船, 1989(3):91-100. (XU Cangwen, YU Minghua. On shape optimization of ship structures[J]. Shipbuilding of China, 1989(3):91-100. (in Chinese))
- 

(上接第37页)

- [33] DHINAKARAN G, SUNDAR V, SUNDARAVADIVELU R, et al. Dynamic pressures and forces exerted on impermeable and seaside perforated semicircular breakwaters due to regular waves[J]. Ocean Engineering, 2002, 29:1981-2004.
- [34] JUNG T H, SUH K D, LEE S O, et al. Linear wave reflection by trench with various shapes[J]. Ocean Engineering, 2008, 35:1226-1234.
- [35] LIU H W, SHI Y P, CAO D. Optimization of parabolic bars for maximum bragg resonant reflection of long waves[J]. J Hydrodyn, 2015, 27:373-382.
- [36] MEDINA-RODRÍGUEZ A, BAUTISTA E, MÉNDEZ F, et al. Propagation of linear long water waves on a cycloidal breakwater [J]. Journal of Engineering Mathematics, 2016, 100(1):1-24.
- [37] CHOI J, YOON S B. Numerical simulations using momentum source wave-maker applied to RANS equation model[J]. Coastal Engineering, 2009, 56(10): 1043-1060.
- [38] XING A, XU Q, ZHU Y, et al. The August 27, 2014, rock avalanche and related impulse water waves in Fuquan, Guizhou, China[J]. Landslides, 2016, 13(2):411-422.
- [39] KIM S Y, KIM K M, PARK J C, et al. Numerical simulation of wave and current interaction with a fixed offshore substructure [J]. International Journal of Naval Architecture & Ocean Engineering, 2016, 8(2):188-197.
- [40] 田正林, 孙昭晨, 梁书秀. 浅水中质量源造波方法[J]. 水道港口, 2017, 38(4):325-329. (TIAN Zhenglin, SUN Zhaochen, LIANG Shuxiu. The method of mass source wavemaker in shallow water[J]. Journal of Waterway and Harbor, 2017, 38(4):325-329. (in Chinese))
- [41] 周玲玲, 丁全林, 兰庆琳, 等. 基于 LB 方法的质量源造波的数值波浪水槽[J]. 水电能源科学, 2015, 33(3):99-103. (ZHOU Lingling, DING Quanlin, LAN Qinglin, et al. Numerical wave tank with mass source generating waves based on LB method[J]. China Civil Engineering Journal, 2015, 33(3):99-103. (in Chinese))
- [42] JACOBSEN N G, FUHRMAN D R, FREDSE J. A wave generation toolbox for the open-source CFD library: OpenFoam[J]. International Journal for Numerical Methods in Fluids, 2012, 70(9):1073-1088.
- [43] PARK J C, ZHU M, MIYATA H. On the accuracy of numerical wave making techniques[J]. J. Soc. Nav. Archit. Jpn, 1993, 173, 35-44.