网络首发地址: https://kns.cnki.net/kcms/detail/42.1755.TJ.20210701.1143.001.html **期刊网址:** www.ship-research.com

引用格式: 郭雨, 袁昱超, 唐文勇. 基于强度分析的耐内压方形舱优化设计 [J]. 中国舰船研究, 2021, 16(6): 151–158.
GUO Y, YUAN Y C, TANG W Y. Optimal design of internal pressure resistant square cabin based on strength analysis[J]. Chinese Journal of Ship Research, 2021, 16(6): 151–158.

基于强度分析的耐内压方形舱优化设计

扫码阅读全文

郭雨, 袁昱超*, 唐文勇
上海交通大学 船舶海洋与建筑工程学院, 上海 200240

摘　要: [**目的**] 为了使船用耐内压方形舱同时满足强度和轻量化的设计要求, 将神经网络代理模型与多种启发式智能优化算法相结合, 对耐内压方形舱室结构构件形状和尺寸进行优化分析。[**方法**] 选取方形舱室角隅倒角半径、板材板厚、骨材型号等作为设计变量进行三维参数化建模, 根据最优拉丁超立方试验设计方法选取样本点并计算响应值, 从而构建径向基(RBF)神经网络代理模型。将该代理模型分别与自适应模拟退火算法 (ASA)、多岛遗传算法 (MIGA) 和粒子群算法 (PSO) 这 3 种启发式优化算法相结合, 进行全局寻优。[**结果**] 结果显示, 3 种混合优化方法均能在满足许用强度要求的基础上减轻结构重量; RBF-ASA 法在全局中寻求到的最优解具有相对较好的减重效果。[**结论**] 所做研究可为耐内压方形舱室结构优化设计工作提供参考, 对于攻克船舶运用核动力装置所面临的关键技术问题具有重要意义。

关键词: 耐内压方形舱; 结构优化; 代理模型; 启发式算法; 参数化建模
中图分类号: U661.4　　**文献标志码:** A　　**DOI:** 10.19693/j.issn.1673-3185.02115

Optimal design of internal pressure resistant square cabin based on strength analysis

GUO Yu, YUAN Yuchao, TANG Wenyong*
School of Naval Architecture, Ocean and Civil Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China

Abstract: [**Objectives**] In order to design a marine internal pressure resistant square cabin which meets the requirements for strength and lightweight design, the neural network surrogate model is combined with heuristic intelligent optimization algorithms and applied to the shape and size optimization of the components of such a cabin. [**Methods**] The corner chamfer radius, plate thickness and beam model number are selected as design variables for conducting three-dimensional parametric modeling, and sample points are selected according to the optimal Latin hypercube experimental design method. The response values of these sample points are then calculated to build a radial basis functions (RBF) neural network surrogate model. To perform global optimization, the surrogate model is combined with three heuristic optimization algorithms respectively: an adaptive simulated annealing algorithm (ASA), multi-island genetic algorithm (MIGA) and particle swarm optimization (PSO) algorithm. [**Results**] The results show that the three hybrid optimization methods can all reduce structural weight on the basis of meeting the allowable strength requirements, and the optimal solution sought by the RBF-ASA method in the overall situation has a relatively good weight reduction effect. [**Conclusions**] This study can provide valuable references for the optimal design of internal pressure-resistant square cabin structures, giving it great significance for overcoming the key technical problems faced by ships using nuclear power plants.

Key words: internal pressure resistant square cabin; structure optimization; surrogate model; heuristic optimization algorithms; parametric modeling

收稿日期: 2020–09–17　　**修回日期:** 2020–12–11　　**网络首发时间:** 2021–07–01 13:46
基金项目: 中核青年英才计划资助项目

作者简介: 郭雨, 女, 1995 年生, 硕士生。研究方向: 船舶结构设计与优化。E-mail: guo-yu@sjtu.edu.cn
袁昱超, 男, 1991 年生, 博士, 助理研究员。研究方向: 船海结构物响应分析及优化设计。E-mail: godyyc@sjtu.edu.cn
唐文勇, 男, 1970 年生, 博士, 教授。研究方向: 船海结构物载荷分析及结构安全性评估。E-mail: wytang@sjtu.edu.cn
*通信作者: 袁昱超

downloaded from www.ship-research.com

0 引 言

核动力破冰船相比常规动力破冰船拥有更高的续航能力和更强劲的动力等优势，因此核动力船舶研究对于我国的极地战略来说具有重要意义。核动力装置的特殊性给船体结构设计提出了更高的要求。相比陆上核电站，船舶需要更高的空间利用率，故船用堆舱需设计为方形，但这会引起堆舱角隅位置的应力集中问题，使得船体结构的严密性遇到了较大挑战。与陆上核电站反应堆安全壳常采用混凝土为制造材料不同，堆舱作为核动力船舶整体结构的一部分，仍需采用钢材。在事故工况中，堆舱会承受较大的均布内压载荷以及高温作用，由于钢材的力学性能与混凝土有很大的不同，在该特殊载荷条件下，堆舱的结构性能尚不明确，因此，更需要对耐内压方形舱结构优化设计进行深入研究。

在船舶结构优化设计方法方面，基于代理模型和启发式的优化算法逐步取代准则法和数学规划法等经典优化算法。刘洁雪[1]基于响应面模型对集装箱船舶中剖面进行优化设计，有效减轻了结构重量；程远胜等[2]构建的反向传播神经网络代理模型在模拟潜艇端部耐压舱壁时具有较高的精度，基于此模型使用遗传算法寻优取得了良好的减重效果；卓思雨[3]将径向基（radial basis functions, RBF）神经网络代理模型与多种优化算法结合使用，在油船整体舱段的轻量化设计方面取得了较好结果。

在耐内压方形舱结构优化研究方面，已取得一定的进展。高上地等[4]通过子模型技术以及形状和拓扑优化技术，寻求出了内压矩形舱角隅结构的新型式，结果显示可缓解应力集中程度。陈杨科等[5]采用遗传算法对内压矩形舱的平台位置和支柱布局进行了优化，结果显示能有效降低板架结构的弯曲应力。陈静等[6]使用遗传算法对内压矩形舱的支柱布置位置和预应力进行了优化，结果表明可进一步降低顶甲板的最大弯曲应力。目前，针对耐内压方形舱的研究主要集中在减小局部应力方面，缺乏考虑整体舱段应力水平基础上的轻量化研究，采取的优化方法多为形状优化，尚未关注构件尺寸优化层面，且采用的优化算法往往较为单一，缺乏对多种算法优化效果的对比分析。

本文将以船用耐内压方形舱室结构为研究对象，提出将角隅形状以及全舱段的各构件尺寸进行优化设计的思路，期望通过 RBF 神经网络代理模型与多种启发式算法相结合的混合优化方法，在全局寻求满足许用应力的最轻量化结构设计方案，并通过对比分析给出优化效果较优的算法。

1 耐内压方形舱结构优化设计方法

首先，基于耐压壳体和核动力设备设计规范，设计一种方形耐内压壳结构，通过数值模拟，初步评估其结构性能，随后在考虑尺寸优化和形状优化的基础上建立三维参数化模型。然后，通过试验设计方法筛选出样本点，利用参数化模型计算样本点下的真实响应值。最后，通过敏感度分析初步判断局部优化的方向，再将 RBF 神经网络代理模型与优化算法相结合进行全局寻优，从而获取满足强度要求的最轻量化结构设计方案。耐内压方形舱结构的优化设计流程如图 1 所示。

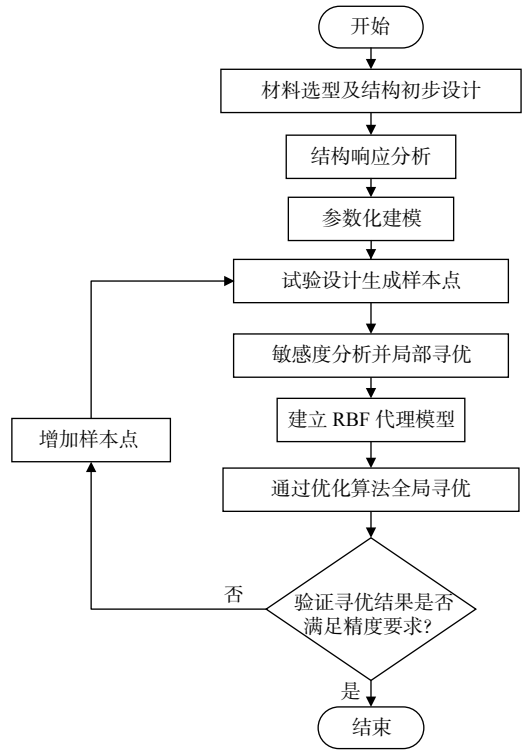


图 1 优化设计流程图

Fig. 1 Flowchart of optimal design

1.1 耐内压方形壳材料选型方法

耐压壳比较常用的材料有钢、铝合金、钛合金、复合材料、玻璃钢等，其中钢作为最经济且各方面研究最为完善的材料，仍是船用堆舱材料的首选。考虑到内壳直接承受高温和内压，故所用钢材选取耐高温性能较好的 921A 钢，外层壳及内、外层壳间加强结构采用 DH40 高强度钢。设计时，考虑到高温对钢材性能的影响，按 ANSI/AISC 360-05[7]规范规定的高温下钢材力学性能计算方式，以 400 ℃ 为参考温度，对弹性模量进行折

downloaded from www.ship-research.com

减。根据中国船级社(CCS)的《潜水系统和潜水器入级规范》[8], 结构许用应力按下式取较小值:

$$[\sigma]=\frac{R_{\mathrm{m}}}{2.7},\quad [\sigma]=\frac{R_{\mathrm{eH}}}{1.5} \tag{1}$$

式中: R_{m}为材料抗拉强度, N/mm^2; R_{eH}为材料屈服强度, N/mm^2。

921A 和 DH40 这 2 种钢材的性能如表 1 所示。

表 1　钢材性能参数

Table 1　Parameters of steel performance

性能参数	921A钢	DH40钢
R_{m}/(N·mm^{-2})	655	510
R_{eH}/(N·mm^{-2})	590	390
$\left(\frac{R_{\mathrm{m}}}{2.7}\right)$/(N·mm^{-2})	243	189
$\left(\frac{R_{\mathrm{eH}}}{1.5}\right)$/(N·mm^{-2})	393	260
弹性模量E/(N·mm^{-2})	2.1×10^5	2.1×10^5
密度/(kg·m^{-3})	7 850	7 850
许用应力/MPa	243	189
折减后的弹性模量/(N·mm^{-2})	1.4×10^5	1.4×10^5

1.2　试验设计方法

试验方案中样本点的选取关系到代理模型的准确度和效率, 本文中每个样本点都代表一种结构构件组合方法。通过科学的试验设计, 可使试验方案中所选取的样本点分布更均匀、更具代表性。常见的试验设计方法有正交数组、中心组合设计、拉丁超立方设计、最优拉丁超立方设计等。其中, 拉丁超立方设计具备拟合高阶非线性关系的能力, 且相比全因子设计具有更有效的空间填充能力, 效率更高[9]; 而最优拉丁超立方设计则又改进了随机拉丁超立方设计的不均匀性, 可有效避免丢失一些设计空间区域的可能性[10]。因此, 本文选取最优拉丁超立方方法进行试验设计。

1.3　敏感度分析原理

为了较为直观地反映各变量对目标函数的影响趋势, 将输入变量的取值归一化到 [−1, 1] 后, 通过最小二乘法拟合样本点, 得出线性回归响应模型, 然后再将该模型中的系数C_i转化为贡献率百分比N_i, 如式 2 所示, 其中对目标函数产生正效应(随着变量值的增大, 目标函数也会增大)的变量的N_i值为正, 对目标函数产生负效应(随着变量值的增大, 目标函数减小)的变量的N_i值则为负。N_i 的绝对值越大, 表明对应的变量对目标函数的影响程度越高。由此, 可初步判断各变量的优化方向。

$$N_i=\frac{100C_i}{\sum_i |C_i|} \tag{2}$$

式中, i 为变量编号。

1.4　代理模型与常见启发式优化算法原理

为了提高结构优化效率, 并考虑到各构件的相互作用关系, 采用代理模型代替有限元模型结构。常见的代理模型有响应面模型、神经网络模型、切比雪夫正交多项式模型、Kriging 模型等, 其中神经网络模型相比其他代理模型具有更强的逼近复杂非线性函数的能力, 更适合于拟合船舱这种复杂结构的响应函数。RBF 神经网络代理模型是由 Moody 和 Darken[11] 基于大脑皮层的局部调节及交叠的反应原理而提出, 它实际上是多个径向基函数加权线性叠加拟合而成的映射函数, 是一种三层向前网络结构。其中, 第 1 层为接受输入变量的输入层, 输入层通过径向基函数映射到隐层, 隐层再通过线性加权映射到输出层, 从而得到输出变量。构建 RBF 神经网络代理模型过程的本质就是求取相应线性加权系数矩阵的过程[12]。

得到代理模型后, 可运用交叉验证法对构建的 RBF 神经网络代理模型进行误差分析, 然后以统计学中的决定系数 R-squared 来度量拟合优度, 其取值范围在 0~1 之间, R-squared 值越大, 表明拟合程度越好。

工程优化问题往往具有非线性、非连续性等复杂的特征, 传统的梯度优化和直接搜索方法无法找到全局优化解, 因此研究者们通过模拟物理退火过程、生物进化机制、鸟群捕食行为算法等, 运用自适应模拟退火算法(adaptive simulated annealing, ASA)、多岛遗传算法(multi-island genetic algorithm, MIGA)、粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)算法等全局优化算法[13-15], 不再采用“单点”搜索的方式进行局部寻优, 而是依靠“群体”内部信息交流和“群体”的代际传承, 充分利用全局信息来寻优。上述算法为避免“早熟”现象(过早地陷入到局部区域的搜索)会加入随机操作, 如 ASA 中的“温度突跳”, MIGA 中的“变异”, PSO 中粒子方向的“随机数加强”等, 从而使算法能够快速向全局最优点收敛。

2　实例计算

2.1　耐内压方形舱结构初步设计

耐内压方形舱作为防止内部气体逸出的屏

downloaded from www.ship-research.com

障，需要在外部事故发生时对内部设施有较强的保护作用，因此，适于采用屏蔽性和结构强度均更好的双层格栅结构型式，如图 2（图中数值单位：mm）所示。考虑到在矩形壳的角隅位置因结构不连续引起的应力集中现象较为严重，因此，将舱壁与顶部或底部相接处的内壳改良成圆角连接方式，圆角内壳下的肘板曲率与内壳圆角一致，根据工程经验，肘板尖角在肘板高度的 3/4 处去除。为平滑过渡，内壳的三面相接角隅采用由 1/8 球面构成的三维圆角形状。该耐内压方形舱左右对称，在建模及有限元分析时，按整个方形舱室结构进行，但为了清楚地展示内部结构，图中仅展示了半边模型。

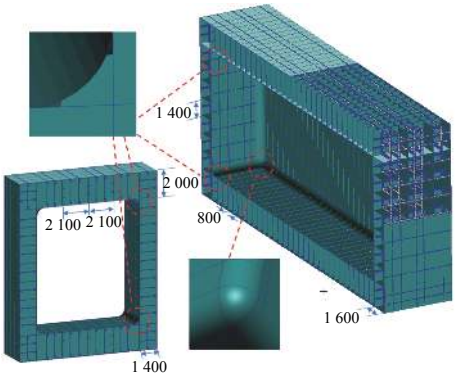


图 2 几何模型

Fig. 2 The geometric model

整个耐内压方形舱由内围壁板、外围壁板、内外围壁板间的加筋隔板以及围壁板上的 T 型材等组成。内部围壁所形成的空间大小为 25.6 m×8.4 m×9.8 m。在每个肋位处的内、外围壁间均设置一圈沿肋位加强的隔板，肋距取为 800 mm。从双层底内底板开始，在垂直方向，每升高 1 400 mm 便设置一圈水平隔板。在船宽方向，每隔 2 100 mm 便设置一圈纵向隔板。顶部和底部内、外围壁间距为 2 000 mm，侧面内外围壁间距为 1 400 mm，首尾内外围壁间距为 1 600 mm。各构件的初始值及分布位置分别如表 2 和图 3 所示。图中，r 为角隅倒角半径。

2.2 内压工况结构响应分析

本文采用 MSC.Patran 软件建立耐内压方形舱室有限元模型，所有的板均采用面单元，骨材采用梁单元。全局共有 314 720 个单元，251 416 个节点。外壳板单元采用 DH40 钢，其他构件单元均采用 921A 钢。在内壳内部布置 0.8 MPa 由内向外的均布载荷，由于该载荷作用下的模型处于自平衡状态，且本文仅研究独立堆舱对内部载荷的响应，因此只需在外壳底部中心处取一节点约束 6 个自由度，从而限制模型的刚体位移，以此作为边界条件。图 4 给出了模型的载荷及边界条件施加方式。

对模型进行应力响应计算分析，结果如图 5 所示。在内壳的横、纵舱壁连接处以及纵舱壁与内底板连接处，均出现了比较明显的应力集中现象，而其他大部分板架结构的应力响应水平则相

表 2 构件初始设计值

Table 2 Initial design value of components

构件属性名称	初始设计值/mm	构件属性名称	初始设计值/mm
内壳角隅倒角半径r	600	内壳底部骨材g_1	$\perp\frac{16\times200}{20\times100}$
内壳板-1（角隅）板厚t_1	32	内壳舷侧骨材g_2	$\perp\frac{16\times200}{20\times100}$
内壳板-2（底部）板厚t_2	32	内壳顶部骨材g_3	$\perp\frac{16\times200}{20\times100}$
内壳板-3板厚t_3	32	内壳横舱壁骨材g_4	$\perp\frac{16\times200}{20\times100}$
外壳板-1（角隅）板厚t_4	28	外壳底部骨材g_5	HP220×11
外壳板-2（底部）板厚t_5	24	外壳舷侧骨材g_6	$\perp\frac{16\times200}{20\times100}$
外壳板-3板厚t_6	20	外壳顶部骨材g_7	$\perp\frac{16\times200}{20\times100}$
角隅隔板板厚t_7	26	外壳横舱壁骨材g_8	$\perp\frac{16\times200}{20\times100}$
水平隔板板厚t_8	24	底部加强筋g_9	16×180
纵向隔板-1（底部）板厚t_9	18	舷侧加强筋g_{10}	16×180
纵向隔板-2板厚t_{10}	20	顶部加强筋g_{11}	16×180
横向隔板-1（底部）板厚t_{11}	24	横舱壁水平加强筋g_{12}	16×180
横向隔板-2板厚t_{12}	22	横舱壁垂向加强筋g_{13}	16×180
肘板板厚t_{13}	20		

downloaded from www.ship-research.com

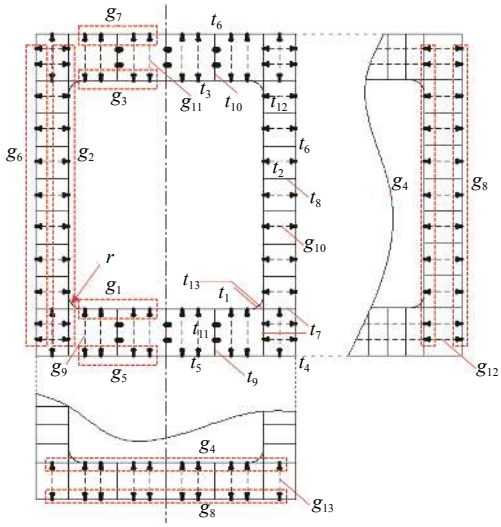
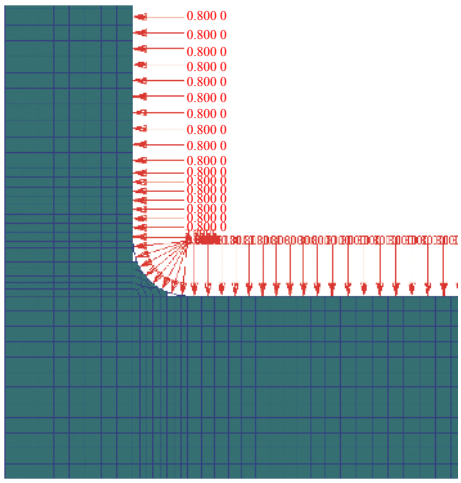
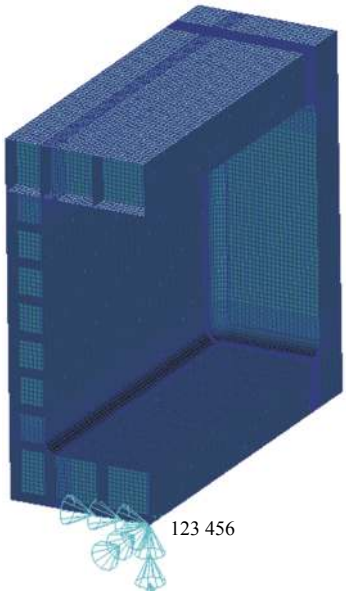


图 3　构件分布位置

Fig. 3　Location of components



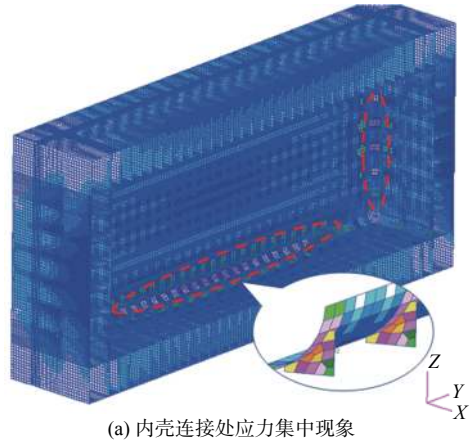
(a) 载荷施加方式



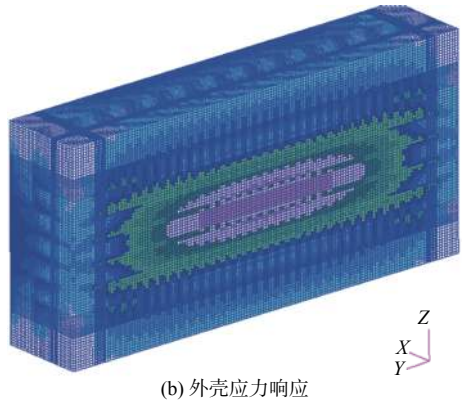
(b) 位移约束点

图 4　模型载荷及边界条件 (1/4 模型)

Fig. 4　Load and boundary conditions of the model (1/4 scaled model)



(a) 内壳连接处应力集中现象



(b) 外壳应力响应

图 5　耐内压方形舱室应力响应

Fig. 5　Stress response of internal pressure resistant square cabin

对较低，设计安全余量较大，还有很大的优化空间。但处于舱体纵向中部位置内壳与肘板连接处的板单元作为舱室最大应力点，其 Mises 应力已达到 237 MPa，接近许用应力值，且肘板作为重要的支撑结构，整体的应力响应也都处于较高水平。要使构件在减重的同时保证结构满足许用应力，具有一定难度，需同时考虑采用形状优化来缓解应力集中并采用尺寸优化减小构件重量。

2.3　三维参数化建模

为研究该方形耐压壳的角隅倒角形状及各构件尺寸对整个结构的强度和重量的影响，从而获取各构件的最佳组合情况，采用 PCL（Patran command language）语言及 Patran 软件对耐压壳进行了三维参数化建模。由于本文的优化工作要同时考虑形状优化和尺寸优化，因此，为避免角隅倒角半径改变时关键构件单元错位的问题，在参数化建模时应严格遵循由点到线再到面，最终进行网格划分的步骤。选取不同位置的板材厚度、骨材型号、角隅倒角半径为设计变量，设置 t_1~t_{13} 共 13 个板厚变量、g_1~g_{13} 共 13 个骨材型号变量，以及 1 个形状变量（即舱室角隅倒角半径 r）。其中，骨材型号变量的改变以选取骨材编号的方式实现，即将可供选取的骨材按最小剖面模数从小

downloaded from www.ship-research.com

到大排列，在 Patran 软件的截面属性库中将剖面模数小的梁属性对应于数值小的编号，当变量被赋值为某一编号时，对应的剖面特性将赋予相应的梁单元。各设计变量所处位置如图 3 所示。

2.4 敏感度分析

通过对各目标函数进行敏感度分析，初步预测各设计变量的优化方向。选取 921A 钢结构的最大 Mises 应力σ_1、DH40 钢结构的最大 Mises 应力σ_2以及模型总重 M 共 3 个目标函数。对 3 个目标函数影响程度较大的各变量分别如图 6(a)~图 6(c) 所示。图中，浅色条形表示正效应，深色条形表示负效应，而效应绝对值很小的变量因对目标函数的影响不明显，故未在条形图上表示。

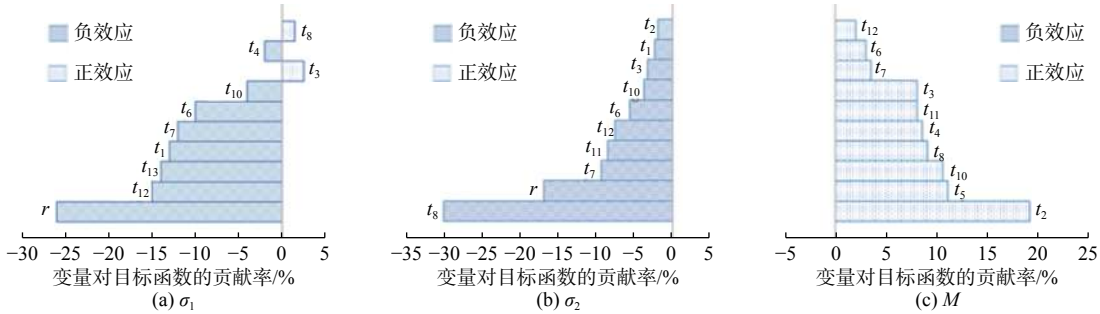


图 6 影响目标函数的主要变量的效应

Fig. 6 The effect of main variables that affect objective function

从单一的变量来看，角隅倒角半径 r 对 2 个目标应力值的影响显著，且在所研究的数值变化范围内，角隅倒角半径越大，目标应力值越小；肘板板厚 t_{13}、横向隔板-2 板厚 t_{12}、角隅隔板板厚 t_7、外壳板-3 板厚 t_6、内壳板-1（角隅）板厚 t_1 对应力的负效应显著，而对质量的贡献又相对较小，因此可考虑适当增厚；纵向隔板-2 板厚 t_{10}、水平隔板板厚 t_8、外壳板-2（底部）板厚 t_5、外壳板-1（角隅）板厚 t_4、内壳板-2（底部）板厚 t_2 对应力的负效应较小，反而对质量的贡献较大，应适当减薄；其他变量，如骨材尺寸对这 3 个目标函数的影响不明显，应基于结构整体性适当选取。

敏感度分析只能定性地得出大致的优化方向，且针对舱室这类复杂的整体结构，不同优化变量间相互影响较为明显，选取独立变量优化方法进行整体结构优化未必适用，需采取全局优化算法。

2.5 构建代理模型并全局寻优

在初始设计点 $\boldsymbol{X}=(r,t_1,t_2,\cdots,t_{13},g_1,g_2,\cdots,g_{13})^{\mathrm{T}}$ 周围选取设计空间如下：各板厚变量的取值范围为 $(t_{i0}\pm4)$ mm，以 2 mm 为变化步长；将骨材型号按剖面模数大小排序后统一以整数编号，以该编号为变量，取值范围为 $(g_{i0}\pm1)$ mm；形状变量（即内壳角隅半径 r）的取值范围为 $(r_0\pm100)$ mm，以 50 mm 为步长。采用最优拉丁超立方试验设计方法，在设计空间中选取 23 组共 920 个样本点，分别作为训练集和测试集构建了 RBF 神经网络代理模型。为保证优化结果可靠，要求最终构建的代理模型的响应值与实际有限元模型响应值的误差小于 5%，精度不够时，需从测试集中补充新的样本点重新构建代理模型。

运用交叉验证法对构建的 RBF 神经网络代理模型进行误差分析，结果如表 3 所示。从表中可看出，3 个目标函数的 R-squared 值均高于 0.92，说明该代理模型的可信度较高。

表 3 目标函数的 R-squared 值

Table 3 *R*-squared values of objective function

目标函数	R-squared值
σ_1/MPa	0.959 33
σ_2/MPa	0.928 55
M/t	0.998 88

基于 RBF 神经网络代理模型，分别运用 ASA，MIGA，PSO 优化算法求解全局最优解。求解时，优化对象为 2.1 节进行参数化建模时选取的 27 个变量，约束条件为所选用的 2 种钢材结构的最大 Mises 应力小于表 1 中许用应力，优化目标为模型总重最小。根据问题描述，建立耐内压方形舱结构优化数学模型如下：

$$\begin{aligned}&\text{Find}\quad \boldsymbol{X}=(r,t_1,t_2,\cdots,t_{13},g_1,g_2,\cdots,g_{13})^{\mathrm{T}}\\&\min\quad \sum M(\boldsymbol{X})\\&\text{s.t.}\quad \sigma_{i\max}(\boldsymbol{X})\leqslant[\sigma_i];\ i=1,2\end{aligned}$$

优化后，结果以各变量优化值与初始值的比值的方式呈现。基于 3 种优化算法得到的结果如图 7 所示。图中，位于初始值线上方的表示优化值按纵坐标对应比例增大，反之，则减小。

downloaded from www.snp-research.com

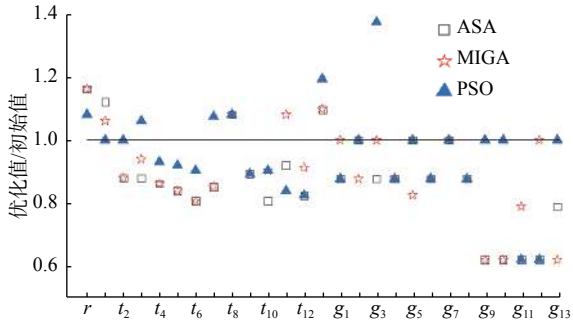


图 7　优化结果与初始值的比值

Fig. 7　Ratio of optimization results to initial values

针对复杂结构响应这种多变量多约束条件的寻优求解问题，可能存在多个较优解组成的最优解集，即使基于相同的代理模型，不同优化算法得到的最优解也不完全相同，这是因为智能优化算法本身具有随机性和概率性。虽然其拥有寻找全局最优解的能力，但受时间及参数设置等问题的限制，只能根据算法的适应规则得到相对较好的近似最优解。不同的适应规则会导致得到的近似最优解不同，但总体具有一致的趋向真实最优解的特性，而如何提高算法寻优效率和寻优质量仍有待进一步的研究。基于代理模型–优化算法的全局寻优的优化方向与通过敏感度分析得到的局部优化方向并不完全相同，例如在 3 种全局优化算法下，横向隔板-2 板厚 t_{12}、外壳板-3 板厚 t_6 都是趋于变薄，而水平隔板板厚 t_8 则是趋于变厚，这与局部优化方向相反，其原因是全局优化方法考虑了各变量的多阶交互效应，更能体现耐内压舱室结构的整体性。

分别将由 3 种优化算法得到的优化方案代入有限元模型中进行验证，发现应力最大值均满足许用应力要求，所在位置仍如图 7 所示位于舱体中段内壳与肘板连接处；结构重量的减轻效果明显，详见表 4。

表 4　全局优化后结构的响应结果

Table 4　Response results of structure after global optimization

目标函数	许用值	初始值	ASA 优化值	MIGA 优化值	PSO 优化值
σ_1/MPa	243	237.279	242.130	242.243	235.611
σ_2/MPa	189	178.761	187.103	185.818	180.756
M/t	–	1 569.780	1 355.172	1 445.334	1 422.096
模型减重百分比/%	–	–	13.67	7.93	9.41

ASA, MIGA 和 PSO 这 3 种优化算法均能保证模型在满足许用应力约束条件的前提下有效减重。这是因为各算法综合考虑了构件形状与尺寸改变对结构性能的影响，使结构在形状优化的作用下缓解了应力集中，并且通过尺寸优化，可使不必要的板厚变薄，或剖面模数偏大的骨材尺寸变小，最终减轻舱室总重量。针对本文算例，3 种算法分别使舱室减重了 13.67%, 7.93%, 9.41%；基于 ASA 优化算法得到的结果相比另外 2 种算法减重效果更好。综上所述，若在耐内压方形舱这种类似的结构中基于结构许用应力约束进行以减重为目标的优化，RBF-ASA 混合优化方法更有可能在全局内寻找到相对较好的优化结果。

3　结　论

本文对耐内压方形舱结构进行了参数化有限元建模和强度评估，运用敏感度分析与代理模型–启发式优化算法相结合的方法对该结构型式开展了优化设计研究，得到以下主要结论：

1) 内压作用下的方形舱室容易在横、纵舱壁及内底板的连接处发生应力集中现象，因此，应采用适当半径的圆弧状内壳角隅板以及去尖肘板作为连接结构；在最大应力值已接近许用应力的情况下，若要进行减重，必须综合考虑形状优化和各构件尺寸优化。

2) 在本文设计空间内，基于代理模型–优化算法的全局优化结果考虑了各变量的多阶交互效应，更能体现耐内压舱室结构的整体性，因此与独立变量敏感度分析方法的结果相比，构件变量的优化方向不完全相同，但总体具有一致趋向真实最优解的特性。应适当增大内壳角隅倒角半径，适当增厚角隅处的内壳板和肘板，适当减小纵向隔板厚度以及外壳板厚度。

3) 针对本文研究对象，RBF 神经网络代理模型的拟合精度较高，其分别与 ASA, MIGA, PSO 这 3 种算法结合，可在全局寻优中得到满足强度和轻量化要求的近似最优解，其中，RBF-ASA 优化方法更有可能取得相对较好的设计方案，可为耐内压方形舱室结构优化设计提供参考。

参考文献：

[1]　刘洁雪. 基于响应面法的集装箱船优化设计研究 [D]. 天津: 天津大学, 2008.
LIU J X. Research on optimum design of a container ship based on response surface methodology[D]. Tianjin: Tianjin University, 2008 (in Chinese).

[2]　程远胜, 孙莹, 闫国强, 等. 基于神经网络与遗传算法的潜艇舱壁结构优化 [J]. 中国造船, 2008, 49(4): 81–87.
CHENG Y S, SUN Y, YAN G Q, et al. Structural optimization of a submarine end plane transverse bulkhead based on neural networks and genetic algorithm[J].

downloaded from www.ship-research.com

Shipbuilding of China, 2008, 49(4): 81–87 (in Chinese).

[3] 卓思雨. 油船结构轻量化设计及其安全性研究 [D]. 上海: 上海交通大学, 2019.
ZHUO S Y. Research on structure lightweight design and safety assessment of oil tanker[D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2019 (in Chinese).

[4] 高上地, 陈静, 卢骏锋, 等. 内压下矩形耐压舱角隅结构形状和拓扑优化设计 [J]. 中国造船, 2017, 58(1): 94–100.
GAO S D, CHEN J, LU J F, et al. Shape and topology optimization design of rectangular tank's corner structure under internal pressure[J]. Shipbuilding of China, 2017, 58(1): 94–100 (in Chinese).

[5] 陈杨科, 余恩恩, 骆伟, 等. 内压下矩形耐压舱内部结构优化设计 [J]. 中国舰船研究, 2017, 12(6): 81–85.
CHEN Y K, YU E E, LUO W, et al. Optimal design of internal structure of rectangular cabin under internal pressure[J]. Chinese Journal of Ship Research, 2017, 12(6): 81–85 (in Chinese).

[6] 陈静, 余恩恩, 卢骏锋, 等. 矩形耐压舱预应力支柱优化设计 [J]. 中国舰船研究, 2019, 14(1): 102–106.
CHEN J, YU E E, LU J F, et al. Optimal design of prestressed pillars for rectangular pressure cabin[J]. Chinese Journal of Ship Research, 2019, 14(1): 102–106 (in Chinese).

[7] American Institute of Steel Construction. Specification for structural steel buildings: ANSI/AISC 360-05[S]. Chicago: American Institute of Steel Construction, Inc., 2005.

[8] 中国船级社. 潜水系统和潜水器入级规范 [S]. 北京: 中国船级社, 2018.
China Classification Society. Classification specification for diving systems and diving systems[S]. Beijing: China Classification Society, 2018 (in Chinese).

[9] 吴振君, 王水林, 葛修润. LHS 方法在边坡可靠度分析中的应用 [J]. 岩土力学, 2010, 31(4): 1047–1054.
WU Z J, WANG S L, GE X R. Application of Latin hypercube sampling technique to slope reliability analysis[J]. Rock and Soil Mechanics, 2010, 31(4): 1047–1054 (in Chinese).

[10] 刘加利. 高速列车气动噪声特性分析与降噪研究 [D]. 成都: 西南交通大学, 2013.
LIU J L. Study on characteristics analysis and control of aeroacoustics of high-speed trains[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2013 (in Chinese).

[11] MOODY J, DARKEN C J. Fast learning in networks of locally-tuned processing units[J]. Neural Computation, 1989, 1(2): 281–294.

[12] 郑少平, 陈静, 程远胜, 等. 代理模型技术及其在船舶板架强度和稳定性计算中的应用 [J]. 中国造船, 2013, 54(1): 40–51.
ZHENG S P, CHEN J, CHENG Y S, et al. Surrogate models and their application in calculation of strength and stability of ship grillage[J]. Shipbuilding of China, 2013, 54(1): 40–51 (in Chinese).

[13] INGBER L. Adaptive simulated annealing (ASA): lessons learned[J]. Control and Cybernetics, 1996, 25: 33–54.

[14] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization[C]//Proceedings of ICNN'95-International Conference on Neural Networks. Perth: IEEE, 1995.

[15] 秦健健, 毛虎平. 基于多岛遗传算法的柴油机连杆结构优化设计 [J]. 机械设计与制造, 2017(4): 218–221.
QIN J J, MAO H P. Diesel engine connecting rod structure optimization design based on MIGA algorithm[J]. Machinery Design & Manufacture, 2017(4): 218–221 (in Chinese).

downloaded from www.ship-research.com