

文章编号: 1007-7294(2026)04-0591-10

数据驱动的细长环肋圆柱壳重量-稳定性 双目标优化设计方法

林宇帆, 乐京霞, 刘家睿, 何海森, 张 鹏

(武汉理工大学 船海与能源动力工程学院, 武汉 430063)

摘要: 在细长环肋圆柱壳的多目标优化问题中, 结构轻量化和整体失稳临界压力优化的目标难以兼顾, 制约了自主水下航行器性能的提升。本文提出了一种数据驱动的多目标优化策略, 能在提高结构整体失稳临界压力的同时降低结构重量。该策略首先基于误差收敛准则和精度要求, 通过迭代寻找合适的训练集大小, 构建了低成本的高精度代理模型; 然后采用二代非支配排序遗传算法得到 Pareto 解集, 通过采用基于最大最小归一化的最小距离法进行非劣解筛选, 并结合代理模型局部精度增强策略得到高均衡性的最优设计方案。采用本文的优化策略, 细长环肋圆柱壳的结构重量减轻了 9.1%, 整体失稳临界压力增加了 13.4%。不增加环肋圆柱壳重量提高其稳定性的有效设计是: 增大圆柱壳厚度、增加加强筋高度, 同时减少加强筋数量。

关键词: 细长环肋圆柱壳; 优化设计; 整体失稳临界压力; 最小距离法

中图分类号: U661.4 **文献标识码:** A **doi:** 10.3969/j.issn.1007-7294.2026.04.008

Data-driven weight-stability dual-objective optimization of slender ring-stiffened cylindrical shells

LIN Yu-fan, YUE Jing-xia, LIU Jia-rui, HE Hai-sen, ZHANG Peng

(School of Naval Architecture, Ocean and Energy Power Engineering, Wuhan University of Technology, Wuhan 430063, China)

Abstract: In the multi-objective optimization of slender ring-stiffened cylindrical shells, it is difficult to balance the structural lightweight and critical pressure for overall instability, which restricts the improvement of the performance of Autonomous Underwater Vehicle. In this paper, a data-driven multi-objective optimization strategy is proposed, which can improve the critical pressure for overall instability and reduce the weight of the structure. Firstly, based on the error convergence criterion and accuracy requirement, the appropriate training set size is found in this strategy through iteration, and a low-cost and high-precision surrogate model is constructed. Then, the second-generation non-dominated sorting genetic algorithm is used to obtain the Pareto solution set. The non-inferior solution is screened by the minimum distance method based on maximum and minimum normalization, and the optimal design scheme with a well-balanced performance is obtained by combining the local accuracy enhancement strategy of the surrogate model. Using the optimization strategy proposed in this paper, the structural weight of the slender ring-stiffened cylindrical shell is reduced by 9.1%, and the critical pressure for the overall stability is increased by 13.4%. An effective

收稿日期: 2025-10-29

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(52171320)

作者简介: 林宇帆(2001-), 男, 硕士研究生; 乐京霞(1977-), 女, 博士, 教授, 通讯作者, E-mail: j.yue@whut.edu.cn。

design to improve the stability of the ring-stiffened cylindrical shell without increasing its weight is to increase the thickness of the cylindrical shell, increase the height of the stiffeners, and reduce their number.

Key words: slender ring-stiffened cylindrical shell; optimization design; the critical pressure for overall instability; minimum altitude distance method

0 引言

细长环肋圆柱壳作为自主水下航行器 AUV(Autonomous Underwater Vehicle)的核心承压部件,其轻量化与整体失稳临界压力优化是突破大潜深作业瓶颈的关键。细长环肋圆柱壳因其大长径比,在外部静水压力作用下易发生整体屈曲失效^[1]。为提升稳定性,传统设计采用均匀加厚壳体或密集环肋布局,但这往往导致重量激增,直接影响 AUV 的续航与搭载能力。因此,针对细长环肋圆柱壳的结构重量和整体失稳临界压力进行双目标优化,对其结构安全与轻量化具有重要意义。

目前,国内外针对加筋圆柱耐压壳的优化研究主要集中于以重量或整体失稳临界压力为单一目标的设计改进。黄加强^[2]以结构重量最小化为唯一目标,针对超长舱段加筋圆柱壳结构,采用遗传算法进行优化。结果表明,采用高强度材料并结合变刚度设计理论,可有效地实现减重。Forys^[3]将整体失稳临界压力作为单一目标,结合粒子群优化算法与有限元方法研究了环向加筋圆柱壳在外部压力下的优化设计,并通过调节内环几何参数与分布实现了优化目标的显著提升。Yang 等^[4]以结构重量最小化为目标,通过数据驱动方法优化了新型 AUV 耐压壳体的结构重量。Meng 等^[5]则结合等效刚度法和克里格模型(Kriging Model),提出了一种目标追踪的单目标优化方法,并用该方法对加筋圆柱壳结构进行了轻量化设计。由此可见,由于重量和稳定性的优化目标相互冲突,现有研究大多未对加筋圆柱耐压壳进行结构重量与整体失稳临界压力的双目标优化。

对于工程结构的优化问题,许多学者采用代理模型法进行多目标优化设计。丘文桢等^[6]在三立柱半潜平台的优化设计中将最大垂荡运动响应和结构重量作为优化目标,利用径向基代理模型 RBF(Radial Basis Function)进行多目标优化设计,得到了结果较好的 Pareto 解集。王威等^[7]以复合装甲结构为研究对象,将 Kriging 模型应用到了弹道极限速度和面密度的多目标优化设计中。Kim 等^[8]通过融合深度学习的代理模型和多目标优化算法,有效实现了汽车刹车系统活塞表观行程与阻力扭矩的多目标优化。Lee 等^[9]提出了基于多保真度的神经网络代理模型与二代非支配排序遗传算法 NSGA-II(Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II)结合的方法,并针对车辆悬挂系统的行程、加速度及应力进行了多目标优化设计。但是,在高维度、强非线性的细长环肋圆柱壳多目标优化中,传统代理模型方法存在两个主要问题:一是局部近似精度不足;二是由于缺少先验知识,无法预先确定合适的训练集大小,从而难以一次性构建满足精度需求的代理模型^[10]。

针对上述问题,本文提出一种数据驱动的多目标优化策略。该策略能够自主选择合适的训练集大小,提高代理模型的局部精度,并实现对细长环肋圆柱壳重量和整体失稳临界压力的双目标优化。在结构主尺度不变的条件下,本文将整体失稳临界压力最大化和结构重量最小化作为优化目标,以强度、稳定性为约束条件,并运用所提出的优化策略,得到了细长环肋圆柱壳的最优设计方案。

1 数据驱动的多目标优化策略

1.1 数据驱动的二阶段优化策略

本文改良了基于目标追踪的优化策略^[5],提出一种数据驱动的多目标优化策略。优化阶段 1 通过误差收敛准则和精度要求,以低训练成本训练出高精度的代理模型;优化阶段 2 基于相对误差分析,通过迭代提高了代理模型的局部精度,从而保证了基于代理模型筛选出的最优设计方案的可靠性。其具体流程如图 1 所示。

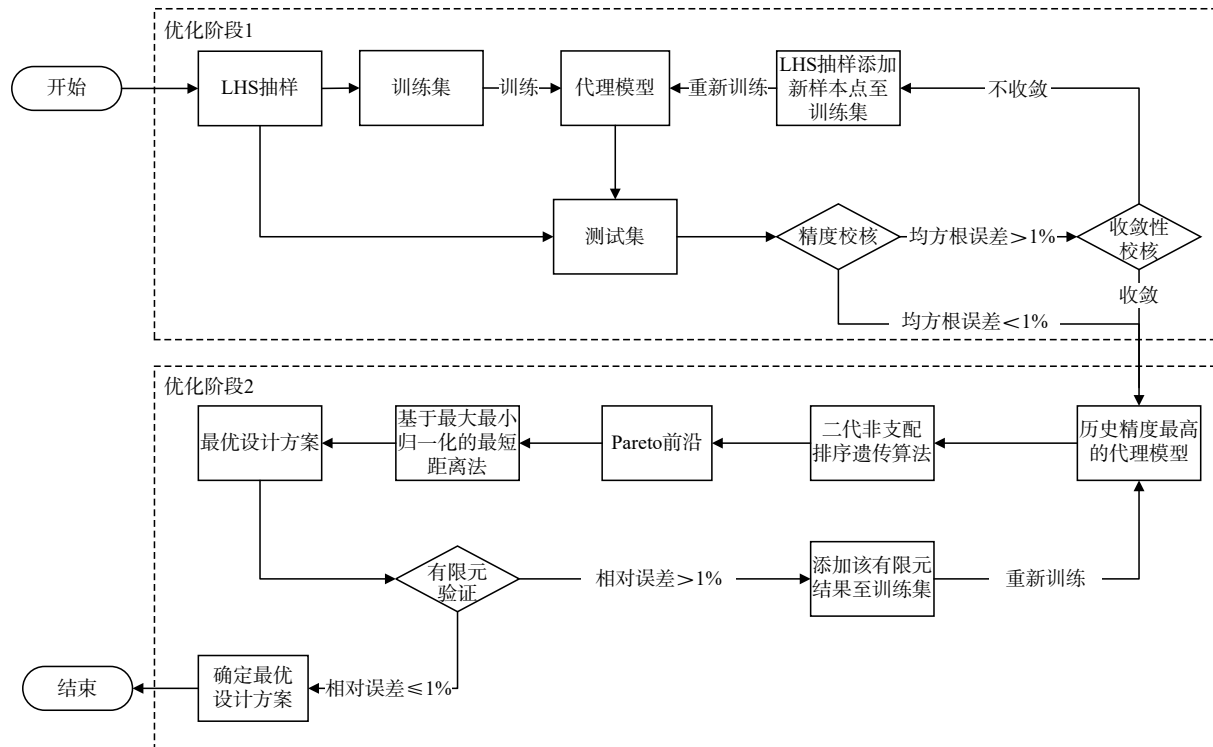


图1 数据驱动的多目标优化策略流程图

Fig.1 Flow chart of data-driven multi-objective optimization strategy

在优化阶段1,首先通过拉丁超立方抽样方法LHS(Latin Hypercube Sampling)抽取样本点并通过仿真软件Abaqus进行有限元分析,得到有限元数据集。然后,将该数据分成测试集和训练集,并用训练集对代理模型进行训练。随后,通过测试集对代理模型进行精度校核,若模型的均方根误差小于最大允许均方根误差,则输出历史精度最高的代理模型至优化阶段2;若大于,则需要误差收敛性校核。当连续两次迭代的均方根误差满足式(1)时,判断为误差收敛,也进入优化阶段2。式(1)如下所示

$$|\varepsilon_k - \varepsilon_{k-1}| < \theta \quad (1)$$

式中: ε_k 为第 k 次迭代的均方根误差值, ε_{k-1} 为第 $k-1$ 次迭代的均方根误差值, θ 为终止阈值,本文取 $\theta = 1 \times 10^{-3}$ 。

若误差收敛性不满足要求,则通过LHS方法抽取新的样本点添加至训练集重新训练模型,直到模型满足精度要求或收敛性要求。本文设定的最大允许均方根误差为1%。

在优化阶段2,基于优化阶段1的历史精度最高的代理模型,首先通过NSGA-II算法得到Pareto解集。然后,通过基于最大最小归一化的最小距离法选出最优设计方案,并对最优设计方案进行有限元验证,得到有限元计算结果和代理模型的预测值的相对误差。若相对误差不满足要求,则添加该有限元结果进入训练集,重新训练代理模型后重复上述流程;若满足相对误差要求,则输出该方案作为最优设计方案。本文设定的最大允许相对误差为1%。

1.2 优化阶段2 最小距离法的实现

在优化阶段2得到的Pareto解集包含了大量非劣解,需从中选取一个最终设计方案用于工程实践。为此,常采用理想函数法进行处理,该方法主要包括权重法、极大极小化方法和最小距离法等^[11]。权重法计算简单,但结果受权值影响显著^[12];极大极小化方法均衡性较强,但计算复杂且可能陷入局部最优;最小距离法全面性好,但其效果高度依赖于距离的定义方式。传统的最小距离法^[13]在定义计算距离时,没有考虑多目标优化问题中各优化目标量纲不同的问题。本文采用最大最小归一化处理各优化目标,并设计了一种基于该方法的最小距离法。其均衡性较极大极小化方法更好,且消除了量纲的影响。改进后的最小距离法可用式(2)表示

$$\min D = \left\{ [P_{\tau} - \max(P_{\tau})]^2 + [G_{\tau} - \min(G_{\tau})]^2 \right\}^{1/2}$$

(2)

式中: D 为计算距离, P_{τ} 、 G_{τ} 分别为第 τ 个 Pareto 解最大最小归一化后的整体失稳临界压力和结构重量; $\max(P_{\tau})$ 、 $\min(G_{\tau})$ 分别为 Pareto 解集最大最小归一化后整体失稳临界压力的最大值和结构重量的最小值。最小的 D 所对应的优化方案, 即为最优设计方案。

最大最小归一化的方式如式(3)所示

$$X'_{\tau} = \frac{X_i - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}}$$

(3)

式中: X'_{τ} 为第 τ 个 Pareto 解集的最大最小归一化值, $X_{\max}$ 、 $X_{\min}$ 分别为 Pareto 解集中的最大、最小值。

2 考虑重量和稳定性的细长环肋圆柱壳双目标优化

在采用第 1 章的优化策略对细长环肋圆柱壳进行优化前, 需建立有限元模型并确定优化模型设置, 其具体设置将在本章中详细说明。

2.1 细长环肋圆柱壳的有限元模型

本文以 1500 m 潜深的细长环肋圆柱壳为优化对象, 其整体及舱段结构如图 2 所示。整个耐压壳体由 3 个舱段组成, 各舱段间通过强框架连接, 每个舱段内部均采用等间距布置的加强筋进行加强。

铝合金具有比重小、强度高、抗腐蚀性强等良好性能, 适用于超大潜深的细长环肋圆柱壳结构。本文采用 AL-7178-T62 铝合金作为细长环肋圆柱壳的材料, 其材料性质如表 1 所示。

本文参考中国船级社《潜水系统与潜水器入级规范》^[14](简称《规范》), 计算压力如式(4)所示

$$P_j = n\rho gh_e$$

(4)

取计算深度 $h_e = 1500$ m, 海水密度 $\rho = 1020$ kg/m³, 重力加速度 $g = 9.81$ m/s², 安全系数 $n = 1.5$, 计算得 $P_j = 22.5$ MPa。

初始设计方案的结构尺寸如表 2 所示。

有限元模型的边界条件采用两端 $u_1 = u_2 = 0$, 在细长环肋圆柱壳表面施加压强形式的载荷, 有限元模型如图 3 所示。通过收敛性分析, 将 7 mm 作为网格划分尺寸, 网格类型采用 S4R。

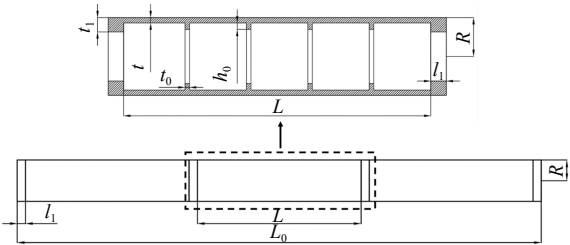


图 2 细长环肋圆柱壳整体及舱段结构图

Fig.2 The whole and cabin structure diagram of slender ring-stiffened cylindrical shell

表 2 细长环肋圆柱壳主要参数

Tab.2 Main parameters of slender ring-stiffened cylindrical shell

参数名称/单位	数值	参数名称/单位	数值
圆柱壳半径 R/mm	320	加强筋厚度 t_0/mm	42
圆柱壳整体长度 L_0/mm	5960	舱段长度 L/mm	1920
圆柱壳厚度 t/mm	13	强框架厚度 t_1/mm	50
加强筋数量 n	15	强框架长度 l_1/mm	50
加强筋高度 h_0/mm	33		

表 1 AL-7178-T62 铝合金性质

Tab.1 Properties of AL-7178-T62 aluminum alloy

名称	材料密度 $\rho/(\text{g} \cdot \text{cm}^{-3})$	屈服强度 σ_s/MPa	弹性模量 E/GPa	泊松比 μ
AL-7178-T62	3.1	560	80	0.32

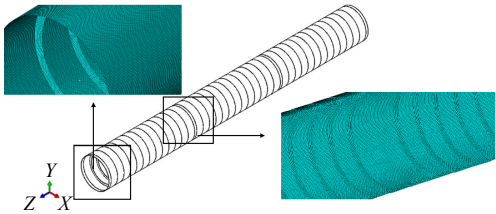


图 3 细长环肋圆柱壳有限元模型

Fig.3 Finite element model of slender ring-stiffened cylindrical shell

2.2 优化模型

2.2.1 优化变量与目标函数

本文在优化过程中,保持细长环肋圆柱壳的半径 R 、长度 L 等主尺度保持不变,将加强筋数量 n 、强框架厚度 t_1 、加强筋高度 h_0 及厚度 t_0 和壳体厚度 t 作为优化变量。优化变量的取值范围如表 3 所示,所有变量为整型变量。

表 3 优化变量取值范围表

Tab.3 Table of optimization variable constraint

优化变量	n	t_1/mm	h_0/mm	t_0/mm	t/mm
上限	18	70	40	45	15
下限	8	30	20	10	5

目标函数如式(5)所示

$$\min f(x) = \left\{ f_1(x), \frac{1}{f_2(x)} \right\} \quad (5)$$

式中: $f_1(x)$ 为结构重量, $f_2(x)$ 为细长环肋圆柱壳的整体失稳临界压力。

2.2.2 约束条件

根据《规范》^[14] 要求,设定细长环肋圆柱壳的强度及稳定性约束条件如式(6)所示

$$\begin{cases} \sigma_1 \leq 0.85\sigma_s \\ \sigma_2 \leq 1.15\sigma_s \\ \sigma_f \leq 0.6\sigma_s \\ P_{cr} \geq 1.2P_j \end{cases} \quad (6)$$

式中: σ_1 为肋骨跨端壳板内表面周向应力, σ_2 为肋骨跨端壳板内表面轴向应力, σ_f 为肋骨应力, P_{cr} 为细长环肋圆柱壳整体失稳的临界压力。

3 优化过程及结果分析

3.1 优化阶段 1 迭代过程及结果

代理模型的训练误差和训练集大小的关系具有复杂性,在训练中可能出现强波动和过拟合问题,难以确定合适的训练集大小。基于 1.1 节的优化策略流程,图 4 展示了不同代理模型的整体失稳临界压力均方根误差 RMSD(Root-Mean-Square Deviation)随样本点数量增加的变化趋势。由图可知,虽然 RBF 代理模型的 RMSD 总体随样本量增加呈下降趋势,但表现出强波动性。这是由于其鲁棒性较差,易受噪声影响,且整体失稳临界压力的非线性特征显著增加了拟合难度。Kriging 代理模型的 RMSD 值随样本量增加呈上升趋势,这是由于训练集样本点增加时出现了过拟合现象。

为解决上述过拟合与波动性问题,我们采用了以下优化策略。通过优化阶段 1,能够在给定误差范围内自动寻找适合的训练集大小,并在误差收敛或满足精度要求时停止迭代,进而避免增加训练成本。如图 4 所示,存在过拟合问题的 Kriging 代理模型在 220 个样本点时依据收敛性

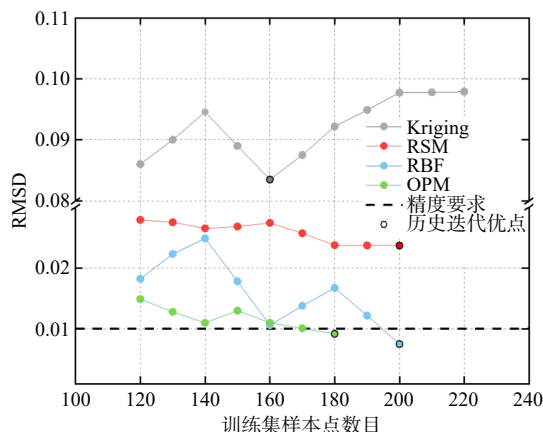


图 4 各代理模型的整体失稳临界压力 RMSD 变化趋势

Fig.4 The trend of the overall stability RMSD of each surrogate model

准则终止迭代,最终选定 160 个样本点作为最终训练集样本点数目。而对于具有强波动性的 RBF 代理模型,则根据精度要求在 200 个样本点及时停止迭代,并选择 200 作为最终训练集样本点数目。此外,响应面 RSM(Response Surface Methodology)和正交多项式 OPM(Orthogonal Polynomial Method)代理模型同样能适时终止迭代,选取合适的训练集大小。

表 4 统计了各模型在优化阶段 1 历史迭代优点处的 RMSD。从表中可以看出,RBF 代理模型只在 P_{cr} 的训练中具有一定的波动性,且其 RMSD 值最低、精度最高,故选用 RBF 代理模型进行后续优化。

表 4 不同代理模型历史迭代优点处的 RMSD

Tab.4 RMSD of historical iteration advantages of different surrogate models

RMSD	Kriging	迭代稳定性	OPM	迭代稳定性	RSM	迭代稳定性	RBF	迭代稳定性
σ_1	7.2%	稳定	3.0%	稳定	2.9%	稳定	1.7%	稳定
σ_2	7.5%	波动	1.7%	稳定	3.4%	稳定	1.4%	稳定
σ_f	6.6%	稳定	3.3%	稳定	3.8%	稳定	1.5%	稳定
P_{cr}	8.2%	波动	0.9%	稳定	2.4%	稳定	0.7%	波动
G	8.7%	稳定	0.5%	稳定	0.7%	稳定	0.5%	稳定

3.2 优化阶段 2 分析

3.2.1 迭代过程与优化结果

高维度非线性的多目标优化问题中,其优化变量和结构响应之间的映射关系在局部可能非常复杂,这导致代理模型难以精确拟合,从而出现局部精度不足的问题。图 5 给出了优化阶段 2 不同迭代次数时的强度相对误差校核结果。结果显示,第 1 次迭代时周向应力 σ_1 和轴向应力 σ_2 的相对误差较大,且轴向应力 σ_2 的有限元计算结果未满足强度约束。这表明较大的相对误差会降低最优设计方案选择的合理性,需对模型进行进一步修正。

优化阶段 2 能够提高代理模型的局部精度,保证最优设计方案选择的合理性。从图中可以看出随着迭代次数的增加,周向应力 σ_1 、轴向应力 σ_2 及肋骨应力 σ_f 的相对误差均下降,最终在第 4 次时满足精度要求。表 5 给出了结构重量及整体失稳临界压力的相对误差校核结果,从表中可以看出,第 4 次迭代时亦满足精度要求,故优化阶段 2 在第 4 次迭代时停止。

表 5 重量及整体失稳临界压力相对误差校核

Tab.5 Relative error check of weight and critical pressure for overall stability

符号/单位	第1次迭代			第4次迭代			约束条件
	代理模型值	有限元值	相对误差	代理模型值	有限元值	相对误差	
G/kg	444.4	442.3	-0.49%	434.0	433.2	-0.19%	-
P_{cr}/MPa	33.8	33.5	0.90%	31.5	31.3	-0.73%	≥ 27.6

表 6 给出了各项关键响应(如各应力及临界压力)在迭代过程中的 RMSD 变化情况。可以发现,优化阶段 2 各值 RMSD 的变化十分微小,基本不改变代理模型的整体精度。这是由于相对于第一阶段的训练集数量,第二阶段每次迭代添加的数据样本量是极小的,故对整体模型的精度影响有限。

图 6 对比了初始设计方案和最优设计方案的优化变量。可以发现,最优设计方案通过降低加强筋数量 n 和强框架厚度 t_1 ,适当增加加强筋高度 h_0 和圆柱壳厚度 t ,实现了结构重量的降低与整体失稳临界压力的提升。

表 7 对比了初始设计方案和最优设计方案的结构重量和整体失稳临界压力。与初始设计方案相比,最优设计方案的结构重量下降了 9.1%,整体失稳临界压力增加了 13.4%,证明了该优化策略能够有效实现细长环肋圆柱壳结构重量和整体失稳临界压力的双目标优化。

鉴于初始设计方案和最优设计方案的失效变形都位于壳体的中部,图 7 对比了初始设计方案和最优设计方案的中部舱段位移云图。可以发现,最优设计方案的中部舱段的最大变形范围有所缩小,使整个结构更加趋于同步破坏,提高了结构的稳定性。

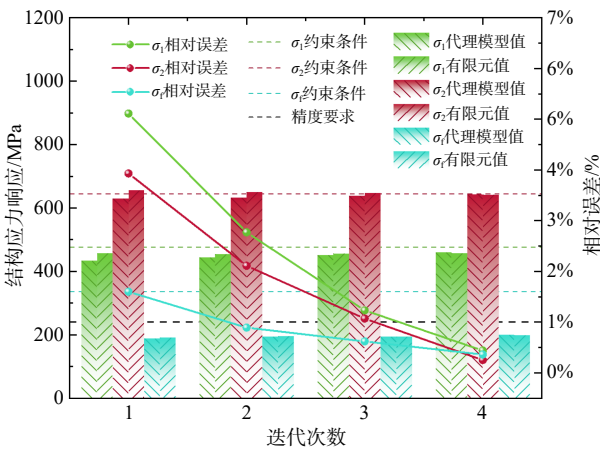


图 5 σ_1 、 σ_2 、 σ_f 相对误差校核迭代过程

Fig.5 Check iterative process of strength relative error

表 6 优化阶段 2 各值 RMSD 迭代情况
Tab.6 RMSD iteration of each value in optimization stage 2

RMSD迭代次数	σ_1	σ_2	σ_f	P_{cr}	G
1	1.70%	1.42%	1.53%	0.73%	0.54%
2	1.68%	1.45%	1.52%	0.62%	0.42%
3	1.72%	1.45%	1.54%	0.53%	0.37%
4	1.67%	1.49%	1.56%	0.50%	0.30%

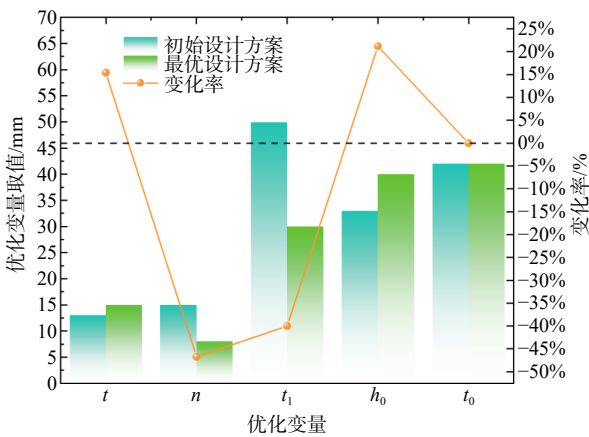


图 6 初始设计方案与最优设计方案的优化变量对比

Fig.6 Comparison of optimization variables between initial design scheme and optimal design scheme

表 7 初始设计方案与最优设计方案目标值对比
Tab.7 Comparison of target value between the initial design scheme and the optimal design scheme

	结构重量/kg	整体失稳临界压力/MPa
初始设计方案	476.7	27.6
最优设计方案	433.2	31.3
变化率	-9.1%	13.4%

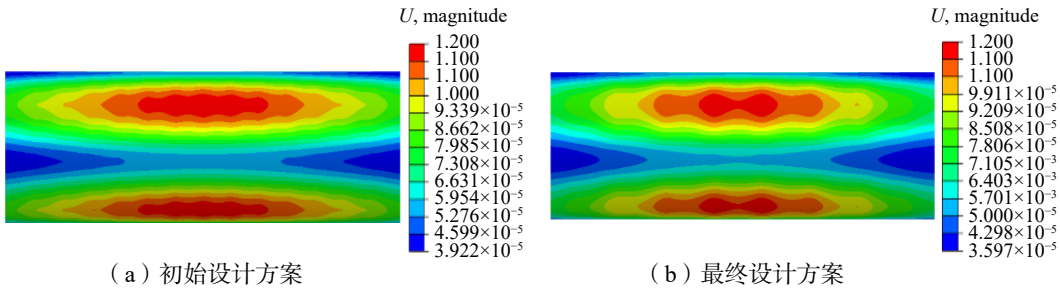


图 7 初始设计方案与最优设计方案中部舱段位移云图对比

Fig.7 Comparison of the middle cabin displacement cloud diagram between the initial design scheme and the optimal design scheme

3.2.2 基于最大最小归一化的最小距离法有效性分析

为了验证基于最大最小归一化的最小距离法的有效性, 本文将其与权重法(设置权重比分别为 1 : 1、1 : 50 和 1 : 100)及极大极小化法进行对比分析。本文采用评价因子 β 评价各选择方法。评价因子考虑了各目标的综合优化程度和优化的均衡性, 其定义式如式(7)所示

$$\beta = \frac{||\delta_p| + |\delta_G||}{||\delta_p| - |\delta_G||}$$

(7)

其中, δ_p 为整体失稳临界压力的变化率, δ_G 为结构重量的变化率, β 为评价因子。评价因子越大, 选择方法越优越。

对阶段 2 的第 4 次迭代得到的 Pareto 解集分别使用以上三种方法, 得到最优设计方案的整体失稳临界压力、结构重量, 以及其相对于初始设计方案的变化率和评价因子如表 8 所示。

表 8 四种选择方法的对比
Tab.8 Comparison of four selection methods

方法	整体失稳临界压力/MPa	变化率 δ_p	结构重量/kg	变化率 δ_G	评价因子 β
初始设计方案	27.6	—	476.7	—	—
基于最大最小归一化的 最小距离法	31.3	13.4%	433.2	-9.1%	4.65
极大极小化法	33.8	22.5%	453.2	-4.9%	1.56
权重法 (1:1)	36.1	30.8%	473.39	-0.7%	1.05
权重法 (1:50)	31.5	14.1%	434.03	-9.0%	4.50
权重法 (1:100)	28.9	-11.2%	423.26	4.7%	2.46

从表 8 可以看出,当权重法取值为 1:50 时其评价因子 β 最高,但其最优权重的范围在 1:1 到 1:100 之间,难以确定;采用极大极小化法虽能大幅提升整体失稳临界压力,但其对结构重量的优化却比较有限,故其评价因子 β 较小;而基于最大最小归一化的最小距离法在降低结构重量 9.1% 的同时,使整体失稳临界压力提升了 13.4%,其评价因子 β 相较于其他选择方法最高,验证该方法的有效性和均衡性。

3.3 优化变量敏感性分析

本文基于优化阶段 1 的有限元分析数据,分析得到了各优化变量的全局影响因子。该全局影响因子通过回归分析得到,反映了优化变量对结构重量、整体失稳临界压力及周向、轴向、肋骨应力的影响程度。图 8~12 给出了全局影响因子的具体值,其中红色代表正相关,蓝色代表负相关。

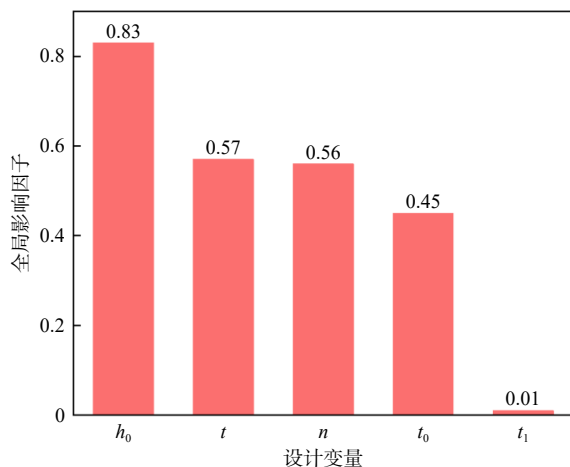


图 8 整体失稳临界压力全局影响因子排序图

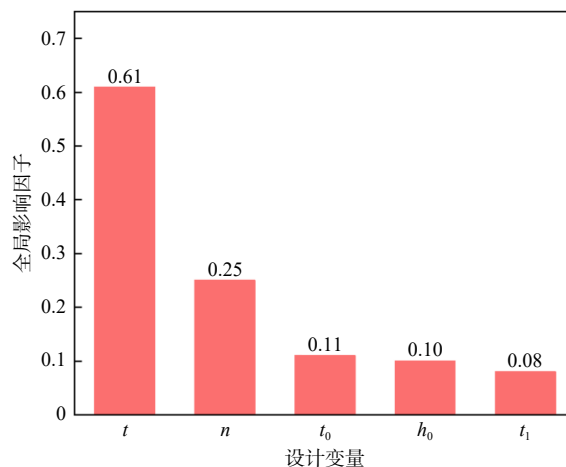


图 9 结构重量全局影响因子排序图

Fig.8 Ranking diagram of global impact factors of critical pressure for overall instability

Fig.9 Ranking diagram of global impact factors of structural weight

由图 8 可知,加强筋高度 h_0 对整体失稳临界压力的影响最大,故应该通过增大加强筋高度 h_0 来提高细长环肋圆柱壳的稳定性。

由图 9 可知,对结构重量的影响最大的因素为圆柱壳厚度 t 和加强筋数量 n ,其影响因子分别为 0.61 和 0.25。从数值上看,应该通过减小圆柱壳厚度 t 和减少加强筋数量 n 来降低结构重量。但从图 10~12 可以看出,圆柱壳厚度 t 对周向、轴向、肋骨应力影响较大,降低圆柱壳厚度 t 易导致设计方案不满足强度约束条件。因此,应该保持圆柱壳厚度 t 不变或增加,以满足强度约束条件;通过减少加强筋数量 n ,以降低结构重量。

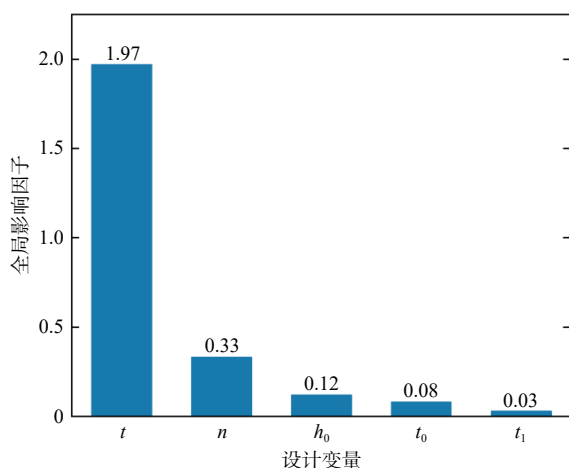


图 10 周向应力全局影响因子排序图

Fig.10 Ranking diagram of global impact factors of circumferential stress

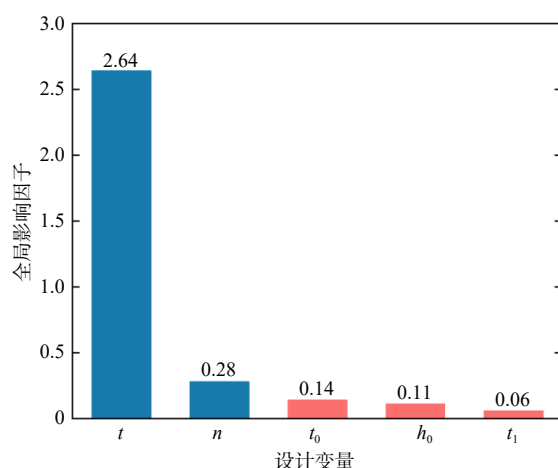


图 11 轴向应力全局影响因子排序图

Fig.11 Ranking diagram of global impact factors of axial stress

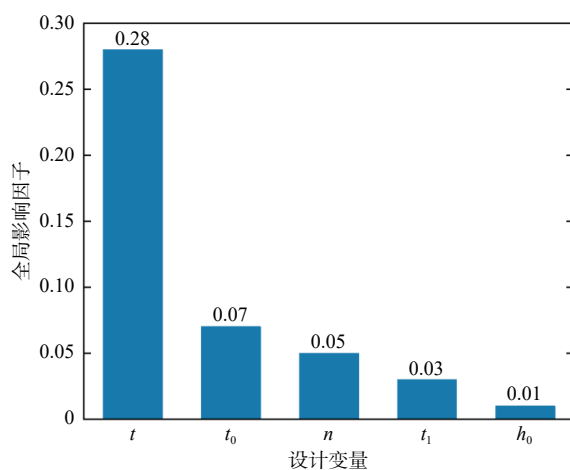


图 12 肋骨应力全局影响因子排序图

Fig.12 Ranking diagram of global impact factors of rib stress

4 结 论

本文提出了一种数据驱动的多目标优化策略,并通过该优化策略对细长圆柱耐压壳的结构重量和整体失稳临界压力进行了双目标优化。在此基础上,得到如下结论:

(1)该数据驱动的多目标优化策略应用于细长环肋圆柱壳,使结构重量降低了9.1%,整体失稳临界压力提升了13.4%,验证了其有效性。

(2)优化阶段1能够在给定误差范围内自动确定合适的训练集规模,从而以较低的计算成本构建出满足精度要求的代理模型。优化阶段2能有效提升代理模型的局部拟合精度,将关键响应(如应力)的代理模型预测值与有限元计算值之间的相对误差控制在较低水平(如1%以内),从而保证了基于代理模型所选最优设计方案的可靠性。

(3)本文改良了最小距离法,提出了一种基于最大最小归一化的最小距离选择方法,并验证了该方法能够有效地实现多目标优化,且具备良好的均衡性。

(4)优化变量的全局影响因子分析表明,为同时实现减重和增强稳定性,应优先考虑增加加强筋高度以显著提升整体失稳临界压力,并减少加强筋数量以有效降低结构重量;而圆柱壳厚度对强度至关键

要,需在满足约束条件下审慎确定,其增减对重量和临界压力的影响需综合权衡。

参 考 文 献:

- [1] 吴 梵, 张 二, 刘 勇. 内置式框架肋骨加强的长舱段舱段失稳临界压力理论计算方法研究[J]. 船舶力学, 2014, 18(11): 1339–1352.
Wu F, Zhang E, Liu Y. Study on the theoretical calculation method of the instability critical pressure of the long cabin section reinforced by the built-in frame ribs[J]. Journal of Ship Mechanics, 2014, 18(11): 1339–1352. (in Chinese)
- [2] 黄加强. 超长舱段加筋圆柱壳结构优化设计[J]. 船舶力学, 2016, 20(1): 137–141.
Huang J Q. Structural optimization design of stiffened cylindrical shells with super-long cabins[J]. Journal of Ship Mechanics, 2016, 20(1): 137–141. (in Chinese)
- [3] Forys P. Optimization of cylindrical shells stiffened by rings under external pressure including their post-buckling behaviour[J]. Thin-Walled Structures, 2015, 95: 231–243.
- [4] Yang M, Wang Y, Chen Y, et al. Data-driven optimization design of a novel pressure hull for AUV[J]. Ocean Engineering, 2022, 257: 111562.
- [5] Meng Z, Luo X, Zhou H. Lightweight design of arcuately stiffened cylindrical shells based on smeared stiffener method and active learning strategy[J]. Thin-Walled Structures, 2022, 174: 109167.
- [6] 丘文桢, 宋兴宇, 张新曙. 基于代理模型的三立柱半潜平台多目标优化[J]. 上海交通大学学报, 2021, 55(1): 11–20.
Qiu W Z, Song X Y, Zhang X S. Multi-objective optimization of three-column semi-submersible platform based on surrogate model[J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 2021, 55(1): 11–20. (in Chinese)
- [7] 王 威, 胡鹏程, 张 攀, 等. 基于代理模型技术的玻璃纤维复合装甲抗弹性能多目标优化设计[J]. 振动与冲击, 2022, 41(18): 16–24.
Wang W, Hu P C, Zhang P, et al. Multi-objective optimization design of ballistic performance of glass fiber composite armor based on surrogate model technology[J]. Vibration and Impact, 2022, 41(18): 16–24. (in Chinese)
- [8] Kim S, Jwa M, Lee S, et al. Deep learning-based inverse design for engineering systems: multidisciplinary design optimization of automotive brakes[J]. Structural and Multidisciplinary Optimization, 2022, 65(11): 323.
- [9] Lee S, Kang N. Vehicle suspension recommendation system: Multi-fidelity neural network-based mechanism design optimization[J]. Structural and Multidisciplinary Optimization, 2025, 68(3): 1–33.
- [10] 吕利叶, 鲁玉军, 王 硕, 等. 代理模型技术及其应用: 现状与展望[J]. 机械工程学报, 2024, 60(3): 254–281.
Lv L Y, Lu Y J, Wang S, et al. Proxy model technology and its applications: Current status and prospects[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2024, 60(3): 254–281. (in Chinese)
- [11] 徐玖平, 李 军. 多目标决策的理论与方法[M]. 北京: 清华大学出版社, 2005.
Xu J P, Li J. Theories and methods of multi-objective decision making[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2005. (in Chinese)
- [12] 项昌毅, 杨 浩, 程月华, 等. 基于多评价函数法的可重构性指标分配[J]. 系统工程与电子技术, 2014, 36(12): 2461–2465.
Xiang C Y, Yang H, Cheng Y H, et al. Reconfigurability index allocation based on multi-evaluation function method[J]. System Engineering and Electronic Technology, 2014, 36(12): 2461–2465. (in Chinese)
- [13] Sun G, Li G, Gong Z, et al. Multiobjective robust optimization method for drawbead design in sheet metal forming[J]. Materials & Design, 2010, 31(4): 1917–1929.
- [14] 中国船级社. 潜水系统与潜水器入级规范[S]. 2018.
China Classification Society. Diving system and submersible classification specification[S]. 2018. (in Chinese)