

基于自适应代理模型的加筋壳结构可靠性优化设计

刘玉琢¹ 曹立雄^{1,2} 吴建国³ 李海波³

(1. 湖南大学 整车先进设计制造技术全国重点实验室, 长沙 410082)

(2. 湖南大学 设计艺术学院 麓山实验室, 长沙 410082)

(3. 北京强度环境研究所 可靠性与环境工程技术重点实验室, 北京 100076)

摘要: 加筋壳结构具有较高的比刚度和比强度,被广泛应用于航空航天承力结构中。可靠性优化设计(Reliability-Based Design Optimization, RBDO)方法通过综合考虑结构参数中的不确定性和风险因素,可避免结构的过保守设计,保证其在服役环境中的可靠性和安全性。提出了一种基于自适应代理模型的高效RBDO方法,来解决屈曲可靠性约束下的加筋壳结构轻量化设计问题。基于预期可行性函数准则实现了样本点的自适应添加,并通过构建分段函数将离散变量连续化,进而在保证设计结果可靠性的前提下提高优化效率。最后,通过将可靠性优化设计结果与确定性优化结果对比,验证了所提方法的有效性。

关键词: 加筋壳结构; 可靠性优化设计; 自适应代理模型; 预期可行性函数准则

中图分类号: TH114 **DOI:** 10.16579/j.issn.1001.9669.2025.02.009

0 引言

加筋壳结构具有较高的比刚度和比强度,被广泛应用于飞机、导弹、运载火箭等航空航天设备的薄壁承力部位^[1-2]。由于航空航天设备在发射或飞行阶段需承受巨大的惯性载荷,因此加筋壳结构的主要服役工况为轴向压缩,其失效模式为屈曲失稳^[3]。过大的轴压载荷会对加筋壳结构造成不可逆的损伤,进而严重影响设备的安全性,为满足加筋壳结构在服役工况下的性能要求,采用高效、准确的方法对其进行结构优化设计迫在眉睫。对于航空航天结构而言,质量小、可靠性高、成本低是其基本要求,因此获得承载高、质量轻的加筋壳结构是优化时所主要关注的问题^[4-5]。

为了提高加筋壳模型的屈曲载荷,龙连春等^[6]建立了加筋壳结构的参数化有限元模型,并研究了筋条数目对屈曲载荷的影响,进而获得了最优筋条数目。张东等^[7]针对加筋圆柱壳在温度载荷和轴压联合作用下的屈曲问题进行了分析,建立了临界屈曲载荷和温度载荷的解析表达式,为结构优化设计提供了理论参考。结构质量和安全性对航空航天设备具有重要意义,这使得加筋壳结构的分析与优化问题受到广泛关

注。为此,WANG等^[8]提出了一种高效简单的混合框架,对加筋结构进行了屈曲分析和优化设计,并通过3个实例证明了所提框架的有效性。为了获得更好的优化结果,HAO等^[9]针对传统加筋壳和分级加筋壳的缺陷,提出分级加筋壳的涂抹加筋方法,提高了加筋壳结构效率。

随着我国航空航天事业的发展,加筋壳结构尺寸增大、细节更加复杂,制造过程中存在的不确定性对加筋壳结构性能的影响显著增加。但是传统的确定性优化设计缺乏对随机变量的定量表征,其优化结果往往不可靠;可靠性优化设计(Reliability-Based Design Optimization, RBDO)^[10]方法综合考虑了随机变量的不确定性,可有效提高优化结果的可靠性。然而, RBDO方法涉及外层优化及内层可靠性分析,使得基于工程问题的RBDO存在计算量过大的问题^[11],需要采用合适的方法提高计算效率。为此,DU等^[12]提出序列优化和可靠性评估方法,在每一次确定性优化设计完成后进行可靠性分析,使优化设计与可靠性分析完全解耦,大大降低了计算量。WANG等^[13]为了扩大解耦策略在RBDO问题中的适用范围,基于统计距方法计算了概率约束位移标量和局部位移修正因子,

收稿日期: 2023-06-09 修回日期: 2023-09-04

基金项目: 国家自然科学基金项目(52375241); 湖南省自然科学基金项目(2022JJ40058, 2023JJ60152)

作者简介: 刘玉琢,男,1999年生,河北秦皇岛人,硕士研究生; 主要研究方向为结构可靠性分析; E-mail: 1501347453@qq.com。

曹立雄(通信作者),男,1986年生,甘肃张掖人,博士,助理教授; 主要研究方向为结构动力学; E-mail: clx_328@hnu.edu.cn。

引用格式: 刘玉琢,曹立雄,吴建国,等. 基于自适应代理模型的加筋壳结构可靠性优化设计[J]. 机械强度, 2025, 47(2): 68-74.

LIU Yuzhuo, CAO Lixiong, WU Jianguo, et al. Structural reliability optimization design of reinforced shell structure based on adaptive surrogate model[J]. Journal of Mechanical Strength, 2025, 47(2): 68-74.

进一步提高了 RBDO 的计算效率。然而当前针对加筋壳结构在 RBDO 方面的研究还不够充分,在考虑多种不确定因素的影响下对结构进行 RBDO 分析的效率和精度还有待提高。

构建代理模型是提高优化问题求解效率的一种有效策略^[14],其基本思路是基于已有的样本数据获得复杂工程问题的近似模型。目前应用较为广泛的代理模型有:混沌多项式(Polynomial Chaos Expansions, PCE)^[15]、支持向量机(Support Vector Machine, SVM)^[16]及 Kriging 代理模型^[17]^[14462]等。其中 Kriging 代理模型可以同时计算样本点的均值和均方误差,被广泛应用于结构可靠性分析及优化设计领域。为了进一步提高求解效率,ECHARD 等^[18]提出了一种基于学习函数 U 的序列建模方法,仅使用较少的样本点即完成 Kriging 代理模型的构建。DU 等^[19]在高效全局优化(Efficient Global Optimization, EGO)算法的基础上提出了混合高效全局优化(Mixed Efficient Global Optimization, MEGO)方法,通过同时抽取独立变量和时间的样本,完成了可靠性优化设计。BICHON 等^[20]^[2459-2468]提出了预期可行性函数(Expected Feasibility Function, EFF)准则,只需极少的样本点即可构建一个较高精度的自适应 Kriging 代理模型。在基于有限元模型对加筋壳结构进行 RBDO 问题的求解时,单次计算耗时较长,自适应 Kriging 代理模型通过自适应地选取对建模精度提升较大的样本点,可高效、准确地解决加筋壳结构的 RBDO 问题,具有较好的应用前景。

加筋壳结构被用于部分航空航天设备的主要承力部位,它直接关系到设备的服役安全,对加筋壳结构进行 RBDO 能够在保障装备可靠性的同时优化结构参数。本文基于自适应 Kriging 代理模型对加筋壳结构进行可靠性优化设计,首先以一个典型的正交加筋圆柱壳为例,建立起了加筋壳结构的 RBDO 模型。针对 RBDO 求解过程中计算量过大的问题,通过构建自适应 Kriging 代理模型有效提高了计算效率,并采用 EFF 方法解决了样本点自适应增加的问题。此外,传统的 RBDO 问题只考虑了随机设计变量及连续的确定性设计变量,然而加筋壳结构的可靠性优化问题中还存在离散的设计变量,为此本文采用构造分段函数的方法,有效实现了离散变量的连续化。最后,分别对加筋壳结构进行 RBDO 分析及确定性优化设计,对比验证了该方法的有效性。

1 加筋壳结构的可靠性优化问题

长度及宽度远大于厚度的一类结构被称为壳体结构,加筋壳结构由于其良好的物理性能被广泛应用于航空航天领域。某运载火箭结构如图 1 所示,加筋壳是其燃料箱及承力筒的主要组成部分,在服役时需承受极大的惯性载荷,此时主要工况为轴向压缩,受载时未达到强度破坏前就会发生失稳破坏,需要解决结构的屈曲问题才能对其失稳承载力进行评估^[21]。同时,由于加筋壳结构主要应用于航空航天领域,对此类结构的基本要求是质量轻、可靠性高、成本低。因此,对加筋壳结构开展优化设计时,通常将屈曲载荷作为约束,将结构质量作为优化的目标函数。然而,传统的确定性优化设计方法通过给定一个安全系数并计算给定约束下的最优解,没有考虑到结构、材料等参数中的随机性,进而导致设计结果缺乏足够的可靠性。而 RBDO 方法通过考虑参数的随机性,使其优化结果更为安全可靠,故而本文采用 RBDO 方法对加筋壳结构进行优化设计。

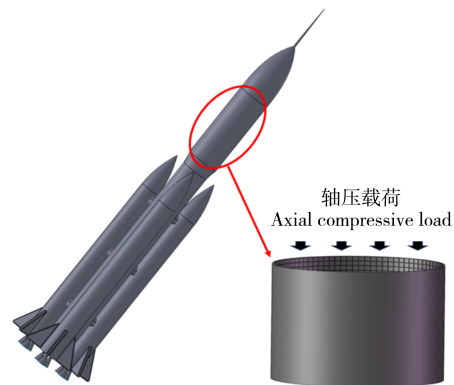


图 1 运载火箭中的加筋壳结构

Fig. 1 Reinforced shell structure in a launch vehicle

以一个典型的正交加筋圆柱壳为例开展可靠性优化设计,加筋壳结构及加筋截面如图 2 所示^[22]。结构所用材料为铝合金,其材料参数为弹性模量 $E = 70 \text{ GPa}$,泊松比 $\mu = 0.33$,屈服应力 $\sigma_s = 410 \text{ MPa}$,极限应力 $\sigma_b = 480 \text{ MPa}$,密度 $\rho = 2.7 \times 10^{-6} \text{ kg/mm}^3$ 。加筋壳直径 $D=3 \text{ m}$,高度 $L=2 \text{ m}$ 。在开展 RBDO 问题的求解时考虑 2 个确定性设计变量,分别为轴向加筋个数 N_a 和周向加筋个数 N_c ; 3 个随机设计变量,分别为蒙皮厚度 t_s 、加筋厚度 t_r 及加筋高度 h 。因此,该 RBDO 问题的设计变量有 5 个,分别为 N_a 、 N_c 以及 3 个随机设计变量的均值 μ_{t_s} 、 μ_{t_r} 与 μ_h 。对这些变量进行优化设计时的变量初值、上下界及分布类型等情况如表 1 所示,此时加筋壳结构的 RBDO 问题可以表述为

$$\begin{cases}
 \text{find } \boldsymbol{X} = \{\mu_{t_s}, \mu_{t_r}, \mu_h, N_a, N_c\} \\
 \text{min } W(\mu_{t_s}, \mu_{t_r}, \mu_h, N_a, N_c) \\
 \text{s.t. } P_r[P(\mu_{t_s}, \mu_{t_r}, \mu_h, N_a, N_c) \geq P_0] \geq R \\
 3 \text{ mm} \leq \mu_{t_s} \leq 5 \text{ mm}, 5 \text{ mm} \leq \mu_{t_r} \leq 15 \text{ mm}, \\
 10 \text{ mm} \leq \mu_h \leq 20 \text{ mm} \\
 80 \leq N_a \leq 100, 15 \leq N_c \leq 35
 \end{cases} \quad (1)$$

式中, \boldsymbol{X} 为设计变量; 结构质量 W 为 RBDO 的目标函数; P 为结构的临界屈曲载荷; P_0 为设计屈曲载荷。RBDO 问题的约束为: 结构的临界屈曲载荷大于等于设计屈曲载荷的概率 P_r 应高于给定的可靠性指标。

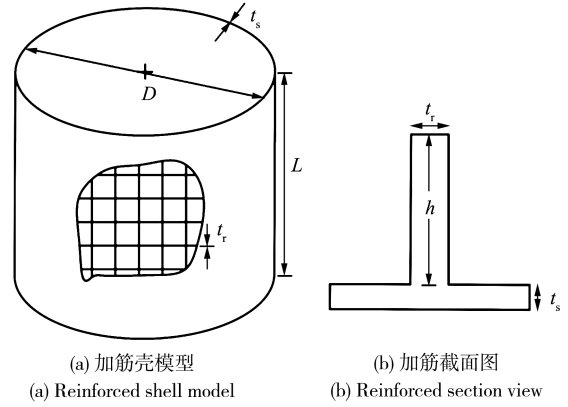


图2 加筋壳结构及截面示意图
Fig. 2 Schematic diagram of the structure and cross-section of the reinforced shell structure

表1 RBDO 问题中的随机变量

Tab. 1 Random variables in RBDO problems

设计变量 Design variable	蒙皮厚度 Skin thickness t_s/mm	加筋厚度 Stiffener width t_r/mm	加筋高度 Stiffener height h/mm	轴向加筋根数 Number of axial stiffeners N_a	周向加筋根数 Number of circumferential stiffeners N_c
初值 Initial value	4	9	15	90	25
下限 Lower limit	3	5	10	80	15
上限 Upper limit	5	15	20	100	35
分布类型 Distribution	正态分布 Normal distribution	正态分布 Normal distribution	正态分布 Normal distribution	—	—
方差 Variance	0.2	0.5	0.5	—	—

2 基于 Kriging 自适应代理模型的可靠性优化方法

RBDO 方法是涉及外层变量寻优及内层可靠性分析的双层优化, 其分析过程面临大规模计算时求解效率瓶颈的问题。因此, 在完成加筋壳结构 RBDO 问题构建的基础上, 需要选择合适的方法提高求解效率。为此, 本节引入自适应 Kriging 代理模型法, 并基于 EFF 加样点准则来有效提高建模效率, 从而实现自加筋壳结构参数到屈曲载荷响应的高精度建模。

自适应 Kriging 代理模型的主要构建流程如图 3 所示。首先设置并生成一定数量的初始样本点并将离散变量连续化, 随后基于数值仿真分析求解上述样本点的响应, 基于此初步构建一个 Kriging 代理模型, 并验证所构建的代理模型是否满足收敛准则, 若满足, 则完成代理模型的构建; 若不满足, 则根据 EFF 加样点准则生成新的样本点加入原始样本集, 计算其响应并构建新的 Kriging 代理模型, 再次验证新的代理模型是否满足收敛准则。重复上述过程, 直至所构建的代理模型满足收敛准则, 即完成自适应 Kriging 代理模型的构建。

Kriging 代理模型是一种基于已知样本点进行插值计算并构建的代理模型, 可以表示为

$$G(\boldsymbol{x}) = \boldsymbol{f}(\boldsymbol{x})^T \boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{Z}(\boldsymbol{x}) \quad (2)$$

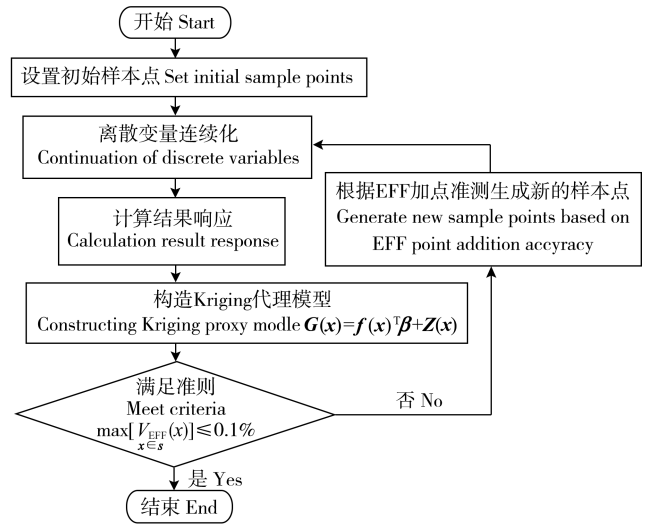


图3 自适应代理模型构建流程
Fig. 3 Adaptive surrogate model construction process

式中, $\boldsymbol{f}(\boldsymbol{x})^T$ 为代理模型的基函数; $\boldsymbol{\beta}$ 为回归参数; $\boldsymbol{Z}(\boldsymbol{x})$ 为随机过程, $\boldsymbol{Z}(\boldsymbol{x})$ 为 Kriging 模型提供了插值能力, 其均值为 0, 且协方差矩阵为

$$\text{cov}(\boldsymbol{x}_i, \boldsymbol{x}_j) = \sigma_z^2 R(\boldsymbol{\theta}; \boldsymbol{x}_i, \boldsymbol{x}_j) \quad (3)$$

式中, σ_z^2 为过程方差; $\boldsymbol{\theta}$ 为相关参数向量; $\boldsymbol{x}_i, \boldsymbol{x}_j$ 为测试样本点; R 为自相关函数, 且具有多种表示形式。其中较为常用的高斯自相关函数可表示为

$$R(\boldsymbol{\theta}; \boldsymbol{x}_i, \boldsymbol{x}_j) = \prod_{k=1}^n \exp[-\theta^k (x_j^k - x_i^k)^2] \quad (4)$$

式中, n 为随机变量的维度; x_i^k, x_j^k 和 θ^k 分别为 x_i, x_j 和 θ 的 k 维分量。

由式(2)~式(4)可知, Kriging 代理模型可由 β, θ 和 σ_z^2 定义, 这 3 个参数的计算式为^{[20]2459-2468}

$$\begin{cases} \beta = (F^T R^{-1} F)^{-1} F^T R^{-1} y \\ \sigma_z^2 = \frac{1}{m} (y - F\beta)^T R^{-1} (y - F\beta) \\ \theta = \arg \min_{\theta} \{ |R| \frac{1}{m} \sigma_z^2 \} \end{cases} \quad (5)$$

式中, F 为回归矩阵; R 为相关矩阵; y 为训练样本集的响应; m 为测试样本点数量。根据定义, Kriging 代理模型在未观测点的预测是一个高斯随机变量:

$$G(x) \sim N[\mu_c(x), \sigma_c^2(x)] \quad (6)$$

$$\begin{cases} \mu_c(x) = f(x)^T \beta + r(x)^T R^{-1} (y - F\beta) \\ \sigma_c^2(x) = \sigma_z^2 [1 + u(x)^T (F^T R^{-1} F)^{-1} u(x) - \\ \quad r(x)^T R^{-1} r(x)] \\ u(x) = F^T R^{-1} r(x) - f(x) \end{cases} \quad (7)$$

$$\begin{aligned} V_{\text{EFF}}(x) = & \mu_{\hat{g}}(x) \left\{ 2\Phi\left[-\frac{\mu_{\hat{g}}(x)}{\sigma_{\hat{g}}(x)}\right] - \Phi\left[\frac{-2\sigma_{\hat{g}}(x) - \mu_{\hat{g}}(x)}{\sigma_{\hat{g}}(x)}\right] - \Phi\left[\frac{2\sigma_{\hat{g}}(x) - \mu_{\hat{g}}(x)}{\sigma_{\hat{g}}(x)}\right] \right\} - \sigma_{\hat{g}}(x) \left\{ 2\phi\left[-\frac{\mu_{\hat{g}}(x)}{\sigma_{\hat{g}}(x)}\right] - \right. \\ & \phi\left[\frac{-2\sigma_{\hat{g}}(x) - \mu_{\hat{g}}(x)}{\sigma_{\hat{g}}(x)}\right] - \phi\left[\frac{2\sigma_{\hat{g}}(x) - \mu_{\hat{g}}(x)}{\sigma_{\hat{g}}(x)}\right] \left. \right\} + 2\sigma_{\hat{g}}(x) \times \left\{ \Phi\left[\frac{2\sigma_{\hat{g}}(x) - \mu_{\hat{g}}(x)}{\sigma_{\hat{g}}(x)}\right] - \right. \\ & \left. \Phi\left[\frac{-2\sigma_{\hat{g}}(x) - \mu_{\hat{g}}(x)}{\sigma_{\hat{g}}(x)}\right] \right\} \end{aligned} \quad (8)$$

式中, Φ 为标准正态分布的累计分布函数; ϕ 为标准正态分布的概率密度函数; $\mu_{\hat{g}}(x), \sigma_{\hat{g}}(x)$ 分别为预测值的均值及标准差; $V_{\text{EFF}}(x)$ 表示样本点对代理模型精度的贡献值, 此时样本集中 $V_{\text{EFF}}(x)$ 最大的样本点即为新添加的样本。通过重复上述采样流程, 直到满足以下终止准则:

$$\max_{x \in S} [V_{\text{EFF}}(x)] \leq 0.1\% \quad (9)$$

式中, S 为在设计空间生成的待选样本点集, 当设计空间所有样本点 $V_{\text{EFF}}(x)$ 的计算值均小于等于 0.1% 时即满足终止准则。

由于加筋壳结构的不确定参数中同时含有离散变量及连续变量, 为此本文通过构造一个分段函数将离散变量连续化, 并在此基础上完成了 RBDO 问题的求解, 该分段函数的表达式^[23]为

$$x_N = \begin{cases} f_1(x) = S_1 + \frac{x - S_1}{1 + C_1(S_1' - x)}, S_1 \leq x \leq S_1' \\ f_2(x) = S_1' + \frac{(x - S_1')[1 + P_1'(S_2 - S_1')]}{1 + C_1'(x - S_1')}, S_1' < x \leq S_2 \\ f_3(x) = S_2 + \frac{x - S_2}{1 + C_2(S_2' - x)}, S_2 < x \leq S_2' \\ f_4(x) = S_2' + \frac{(x - S_2')[1 + P_2'(S_3 - S_2')]}{1 + C_2'(x - S_2')}, S_2' < x \leq S_3 \end{cases} \quad (10)$$

式中, x 为连续变量; x_N 为其对应的离散值; C_i, C_i' 为惩罚因子; S_i 为设置的离散值。为保证分段函数可导, 在

式中, $\mu_c(x), \sigma_c^2(x)$ 分别为高斯随机变量的均值及方差; $r(x)$ 为相关系数向量。

至此, 即完成 Kriging 代理模型的构建。自适应 Kriging 代理模型的关键在于通过学习已知样本的数据特征, 对新样本及模型参数进行自适应的选择。通过选择合适的加点准则来获取对模型精度提升最大的若干样本, 可有效提升模型的建模效率。对加筋壳结构的 RBDO 问题来说, 需选取对结构失效模型计算精度提升最大的样本, 因此本文采用 EFF 加点准则^{[20]2459-2468}, 该方法在代理模型精度不满足要求时, 会自适应地添加屈曲载荷下最可能失效的样本点。

EFF 方法通过在设计空间内选取较大数量的备选测试样本集, 并计算各样本与失效边界的加权距离, 来判断测试样本点穿越失效边界的概率^{[17]114462}, 其表达式为

$[S_i, S_{i+1}]$ 内设置分段点 S_i' 并取 $S_i' = \frac{9S_{i+1} + S_i}{10}$; 此外还需满足下述条件:

$$C_i(S_i' - S_i) = C_i'(S_{i+1} - S_i') \quad (11)$$

$$C_i'(S_{i+1} - S_i') = C_{i+1}(S_{i+1}' - S_{i+1}) \quad (12)$$

由此可知, 给出初值 C_i 后结合设置的离散值 S_i 即可计算 C_i 和 C_i' 。针对加筋壳结构的 RBDO 问题, 为保证所构建的分段函数更为准确, 设置初值 $C_1 = 20$ 。至此, 即可采用上述方法高效、准确地完成加筋壳结构 RBDO 问题的求解。

3 加筋壳结构的可靠性优化设计

本文第 2 节完成了加筋壳结构 RBDO 模型的构建, 第 3 节发展了自适应 Kriging 代理模型方法用于解决所构建的 RBDO 问题, 本节将在此基础上对式(1)所示的 RBDO 问题进行求解与分析。

为了获取优化设计时的设计屈曲载荷 P_0 , 首先通过有限元分析方法计算各参数取初值时对应的屈曲模态, 在进行上述计算时约束结构底部所有自由度, 以及顶部除轴向位移外的所有自由度, 此时求得的屈曲模态分析结果如图 4 所示, 其对应结果如表 2 所示, 结构的临界屈曲载荷 P 为 15 704 kN, 在进行后续优化问题的求解时以此临界载荷值作为设计屈曲载荷 P_0 。

表 2 优化结果对比

Tab. 2 Comparison of optimization results

	蒙皮厚度 Skin thickness t_s/mm	加筋厚度 Stiffener width t_f/mm	加筋高度 Stiffener height h/mm	轴向加筋根数 Number of axial stiffeners N_a	周向加筋根数 Number of circumferential stiffeners N_c	临界屈曲载荷 Critical buckling load P/kN	结构质量 Structural mass W/kg
初始参数 Initialization parameter	4	9	15	90	25	15 704	354.6
可靠性优化设计 RBDO	3.34	8.00	20.00	95	26	17 996	358.0
确定性优化 $F_s=1$ Deterministic optimization $F_s=1$	3.59	5.52	20.00	91	25	15 705	307.2
确定性优化 $F_s=1.1$ Deterministic optimization $F_s=1.1$	3.34	7.94	19.00	89	27	16 744	346.0
确定性优化 $F_s=1.3$ Deterministic optimization $F_s=1.3$	5.00	5.95	20.00	89	25	20 605	387.87

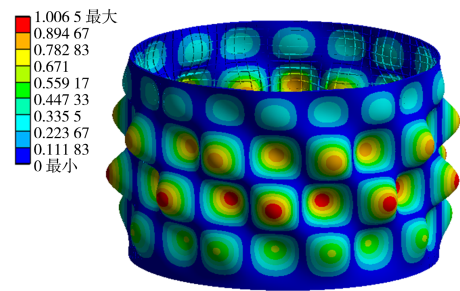
基于第3节所述构建自适应Kriging代理模型的方法进行加筋壳结构RBDO问题的求解。首先需要进行Kriging自适应代理模型的构建,设置初始样本点个数为10个,基于图3所示的流程,采用构造分段函数的方法进行离散变量连续化,并基于EFF方法不断增加样本点个数,直至满足终止准则。经计算,共添加59个样本点后满足终止准则,则共调用模型69(10+59)次即完成了Kriging自适应代理模型的构建。对模型的精度进行验证,重新抽取20组样本数据分别代入所构建的Kriging自适应代理模型及有限元模型中去,根据结果计算得,Kriging自适应代理模型的决定系数 $R^2=0.9967$,均方差误差 $E_{\text{RMS}}=456.9\text{ kN}$,由结果可知,所构建的代理模型精度较高,可以基于此对加筋壳结构进行RBDO。

基于式(1)进行RBDO问题的求解,其目标函数为结构质量 W ,约束条件为:结构的临界屈曲载荷大于等于设计屈曲载荷的概率 P_r 应高于给定的可靠性指标 R ,此处给定可靠性指标 R 为99%,设计屈曲载荷 P_0 为15 704 kN。基于所构建的Kriging自适应代理模型进行RBDO时,采用蒙特卡洛模拟的方法,每次优化时根据表1中随机变量的分布类型抽取 1×10^5 个样本数据,代入所构建的代理模型中去进而完成RBDO。

经计算,参数取初值时结构的屈曲模态和质量分别为15 704 kN和354.6 kg, RBDO求解后结构的屈曲模态和质量分别为17 996 kN和358.0 kg。虽然优化后结构质量没有太大变化,但其对应的临界屈曲载荷值得到了较大的提高,满足了设计要求。同时选取安全系数 F_s 为1、1.1和1.3下的确定性优化设计作为对比,结果如表2所示,其中RBDO问题对应的 P 值为随机设计变量取均值时的计算结果。基于有限元方法对不同优化结果下的屈曲模态分析如图4所示。

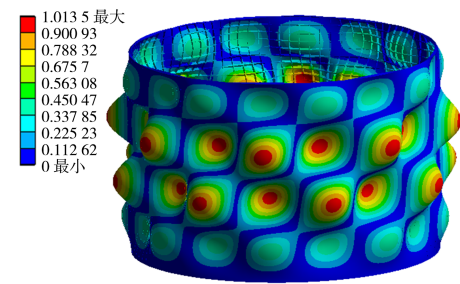
此外,对于4种不同的优化结果,即RBDO、确定性优化设计 $F_s=1$ 、1.1、1.3,当考虑到设计变量的随机

性时,其对应的失效概率分别为1.00%、61.82%、17.72%、0%,优化后结构质量分别为358.0、307.2、346.0、387.87 kg。由此可得出结论:确定性优化由于缺乏对随机参数的表征,无法达到预期的可靠性,其优化结果对于不同的安全系数可能会存在风险或过于保守;而RBDO方法综合考虑了优化设计中存在的



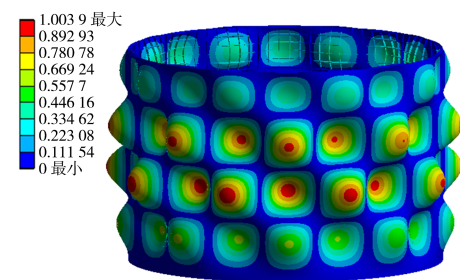
(a) 初始参数

(a) Initial parameters



(b) RBDO优化后的参数

(b) RBDO optimized parameters

(c) $F_s=1$ 的确定性优化后的参数(c) Deterministic optimized parameters of $F_s=1$

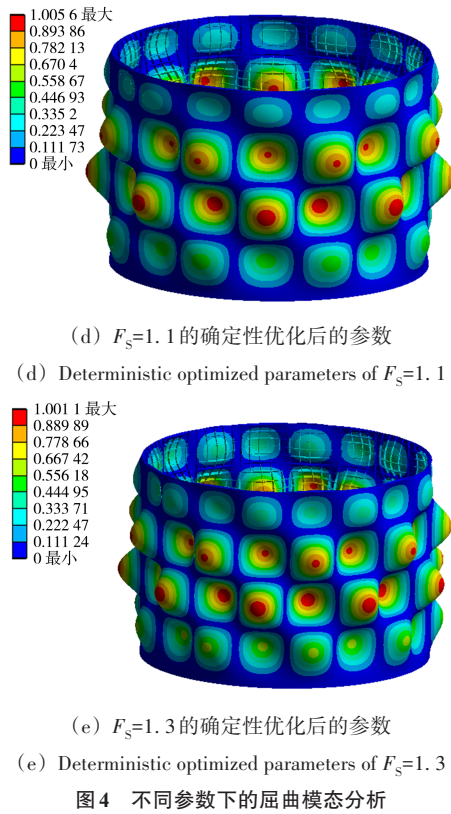


Fig. 4 Buckling modal analysis under different parameters

确定参数,能在一定的可靠性约束下完成优化设计。因此,基于自适应 Kriging 代理模型方法,对加筋壳结构进行 RBDO 分析可以有效减少计算量,并保证设计结果的可靠性。

4 结论

通过对加筋壳结构可靠性优化的设计研究,得出如下结论:

1) 加筋壳结构因其高比强度、比刚度而广泛应用于航空航天设备的承力部段,对其进行 RBDO 有利于提高设备的服役性能。

2) 传统的 RBDO 方法涉及外层变量寻优及内层可靠性分析的双层优化,求解效率低,为了提高加筋壳结构 RBDO 问题的求解效率,提出基于自适应 Kriging 代理模型的加筋壳结构可靠性优化设计方法,该方法仅进行少量有限元分析即可完成代理模型的构建,有效提高了分析效率。

3) 将所提方法的优化结果与确定性优化结果进行对比,分析表明,基于自适应 Kriging 代理模型的 RBDO 方法充分考虑了参数中存在的随机偏差,规避了确定性优化设计可能存在风险或过于保守的问题,其优化结果具有更高的可靠性,可用于指导加筋壳结构的优化设计。

参考文献 (References)

- [1] 范瑞祥,张晓颖,黄诚,等. 等边三角形网格加筋壳轴压承载研究[J]. 强度与环境,2014,41(4):33-40.
FAN Ruixiang, ZHANG Xiaoying, HUANG Cheng, et al. Research on stability and critical load of isogrid stiffened cylinder under axial compression [J]. Structure & Environment Engineering, 2014, 41 (4): 33-40. (In Chinese)
- [2] 王博,郝鹏,田阔. 加筋薄壳结构分析与优化设计研究进展[J]. 计算力学学报,2019,36(1):1-12.
WANG Bo, HAO Peng, TIAN Kuo. Recent advances in structural analysis and optimization of stiffened shells [J]. Chinese Journal of Computational Mechanics, 2019, 36(1): 1-12. (In Chinese)
- [3] WANG B, YANG M S, ZHANG D Y, et al. Alternative approach for imperfection-tolerant design optimization of stiffened cylindrical shells via energy barrier method [J]. Thin-Walled Structures, 2022, 172: 108838.
- [4] 杨蓉,马斌捷,吴兵,等. 网格加筋圆柱壳轴压稳定性分析[J]. 强度与环境,2016,43(4):57-64.
YANG Rong, MA Binjie, WU Bing, et al. Axial compression stability analysis of stiffened cylindrical shell with grid [J]. Structure & Environment Engineering, 2016, 43(4): 57-64. (In Chinese)
- [5] 张华,刘汉武,柳征勇,等. 航天器双圆柱薄壳结构的承载实验及结构优化[J]. 强度与环境,2018,45(2):36-42.
ZHANG Hua, LIU Hanwu, LIU Zhengyong, et al. Experiment study on load carrying of double cylinder thin-shell structure [J]. Structure & Environment Engineering, 2018, 45 (2): 36-42. (In Chinese)
- [6] 龙连春,赵斌,陈兴华. 薄壁加筋圆柱壳稳定性分析及优化[J]. 北京工业大学学报,2012,38(7):997-1003.
LONG Lianchun, ZHAO Bin, CHEN Xinghua. Buckling analysis and optimization of thin-walled stiffened cylindrical shell [J]. Journal of Beijing University of Technology, 2012, 38 (7): 997-1003. (In Chinese)
- [7] 张东,穆京京,蒋亦曩,等. 轴压下圆柱加筋壳的热屈曲[J]. 强度与环境,2019,46(6):30-35.
ZHANG Dong, MU Jingjing, JIANG Yimeng, et al. Thermal buckling of stiffened cylinders under axial compression [J]. Structure & Environment Engineering, 2019, 46(6): 30-35. (In Chinese)
- [8] WANG B, TIAN K, HAO P, et al. Hybrid analysis and optimization of hierarchical stiffened plates based on asymptotic homogenization method [J]. Composite Structures, 2015, 132: 136-147.
- [9] HAO P, WANG B, LI G, et al. Hybrid optimization of hierarchical stiffened shells based on smeared stiffener method and finite element method [J]. Thin-Walled Structures, 2014, 82: 46-54.
- [10] YANG S, LEE M, LEE I. A new sampling approach for system reliability-based design optimization under multiple simulation models [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2023, 231: 109024.
- [11] LI L, WU Y Z, ZHANG Q, et al. A transformation-based improved Kriging method for the black box problem in reliability-based design optimization [J]. Mathematics, 2023, 11: 218.
- [12] DU X P, CHEN W. Sequential optimization and reliability assess-

- ment method for efficient probabilistic design [J]. *Journal of Mechanical Design*, 2004, 126(2): 225-233.
- [13] WANG Z H, LI H, CHEN Z M, et al. Sequential optimization and moment-based method for efficient probabilistic design [J]. *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 2020, 62: 387-404.
- [14] OLSON S S, SU J C P, SILVA H, et al. Turbulence-parameter estimation for current-energy converters using surrogate model optimization [J]. *Renewable Energy*, 2021, 168: 559-567.
- [15] WU J H, TAO Y R, HAN X. Polynomial chaos expansion approximation for dimension-reduction model-based reliability analysis method and application to industrial robots [J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2023, 234: 109145.
- [16] JIANG C, HAN X, LI W X, et al. A hybrid reliability approach based on probability and interval for uncertain structures [J]. *Journal of Mechanical Design*, 2012, 134(3): 031001.
- [17] YANG M D, ZHANG D Q, WANG F, et al. Efficient local adaptive Kriging approximation method with single-loop strategy for reliability-based design optimization [J]. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, 2022, 390: 114462.
- [18] ECHARD B, GAYTON N, LEMAIRE M. AK-MCS: an active learning reliability method combining Kriging and Monte Carlo simulation [J]. *Structural Safety*, 2011, 33(2): 145-154.
- [19] DU X P, HU Z. Mixed efficient global optimization for time-dependent reliability analysis [J]. *Journal of Mechanical Design*, 2015, 137(5): 051401.
- [20] BICHON B J, ELDRED M S, SWILER L P. Efficient global reliability analysis for nonlinear implicit performance functions [J]. *AIAA journal*, 2008, 46(10): 2459-2468.
- [21] 李庆亚, 谭福颖, 乔玲, 等. 薄壁加筋圆柱壳后屈曲分析方法研究 [J]. *固体火箭技术*, 2015, 38(4): 541-548.
LI Qingya, TAN Fuying, QIAO Ling, et al. Comparative study on post-buckling analysis method of thin-walled stiffened cylindrical shell [J]. *Journal of Solid Rocket Technology*, 2015, 38(4): 541-548. (In Chinese)
- [22] MENG Z, HAO P, LI G, et al. Non-probabilistic reliability-based design optimization of stiffened shells under buckling constraint [J]. *Thin-Walled Structures*, 2015, 94: 325-333.
- [23] 乔心州, 黄兴, 刘鹏, 等. 离散变量桁架非概率可靠性优化设计 [J]. *机械设计与研究*, 2021, 37(3): 12-15.
QIAO Xinzhou, HUANG Xing, LIU Peng, et al. Optimization design of trusses with discrete variables based on nonprobabilistic reliability [J]. *Machine Design & Research*, 2021, 37(3): 12-15. (In Chinese)

Structural reliability optimization design of reinforced shell structure based on adaptive surrogate model

LIU Yuzhuo¹ CAO Lixiong^{1,2} WU Jianguo³ LI Haibo³

(1. State Key Laboratory of Advanced Design and Manufacturing Technology for Vehicle, Hunan University, Changsha 410082, China)

(2. Lushan Laboratory, School of Design, Hunan University, Changsha 410082, China)

(3. Key Laboratory of Reliability and Environmental Engineering, Beijing Institute of Structure and Environment Engineering, Beijing 100076, China)

Abstract: Reinforced shell structure is widely used in aerospace load-bearing structures because its high specific stiffness and specific strength. By considering the uncertainty and risk factors in the structural parameters, the reliability-based design optimization (RBDO) can avoid the overly conservative design of the structure and ensure its reliability and safety. An efficient RBDO method based on adaptive surrogate model was proposed to solve the problem of lightweight design of reinforced shell structure under buckling reliability constraints. The adaptive addition of sample points was implemented through the expected feasibility function criterion, and the discrete variables was continued by constructing piecewise functions. This increases optimization efficiency while ensuring the reliability of design results. Finally, the effectiveness of the proposed method is verified by comparing the RBDO results with the deterministic optimization results.

Key words: Reinforced shell structure; Reliability-based design optimization; Adaptive surrogate model; Expected feasibility function criterion

Corresponding author: CAO Lixiong, E-mail: clx_328@hnu.edu.cn

Fund: National Natural Science Foundation of China (52375241); Natural Science Foundation of Hunan Province (2022JJ40058, 2023JJ60152)

Received: 2023-06-09 Revised: 2023-09-04