

引用格式: 钱家昌, 程远胜, 张锦岚. 基于置信区间的约束多精度序贯代理模型优化方法及应用[J]. 中国舰船研究, 2021, 16(4): 37-43.

QIAN J C, CHENG Y S, ZHANG J L. Multi-fidelity sequential constraint updating optimization approach based on confidence intervals and its application[J]. Chinese Journal of Ship Research, 2021, 16(4): 37-43.

基于置信区间的约束多精度序贯代理模型优化方法及应用



扫码阅读全文

钱家昌^{1,2}, 程远胜¹, 张锦岚^{*2}

1 华中科技大学 船舶与海洋工程学院, 湖北 武汉 430074

2 武汉第二船舶设计研究所, 湖北 武汉 430205

摘要: [目的] 水下结构物优化设计领域面临着仿真耗时优化的难题。针对目标不耗时、约束耗时这类优化问题, 开展多精度数据来源情况下的约束序贯代理模型优化方法研究。[方法] 提出一种基于置信区间的约束多精度序贯 Co-Kriging 代理模型优化方法 (MF-SCU-CI), 建立能综合评估代理模型不确定性水平、高/低精度模型相关程度以及成本系数的 Co-H 函数, 用于指导序贯优化过程。然后, 通过 3 个典型的数值测试函数和纵横加筋圆锥壳结构振动优化工程案例进行应用研究。[结果] 结果表明, 所提出的 MF-SCU-CI 方法较基于置信区间的约束单精度序贯代理模型优化方法 (SCU-CI) 具有更优的可行性比率, 且优化求解效率更高, 能够进一步减少耗时的仿真次数。[结论] 该方法适用性好, 具有良好的工程应用前景。

关键词: 代理模型; Co-Kriging; 多精度; 置信区间; 序贯约束更新优化

中图分类号: U662.2

文献标志码: A

DOI: 10.19693/j.issn.1673-3185.02025

Multi-fidelity sequential constraint updating optimization approach based on confidence intervals and its application

QIAN Jiachang^{1,2}, CHENG Yuansheng¹, ZHANG Jinlan^{*2}

1 School of Naval Architecture and Ocean Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China

2 Wuhan Second Ship Design and Research Institute, Wuhan 430205, China

Abstract: [Objectives] This study addresses the problem of time-consuming simulation in the optimization design of underwater structures. Focusing on time-consuming and non-time-consuming targets and constraints, it proposes an optimization method for constrained sequential surrogate models in the case of multi-fidelity data sources. [Methods] A multi-fidelity sequential constraint updating optimization approach based on confidence intervals and the Co-Kriging surrogate model (MF-SCU-CI) is proposed. The Co-H function is established to take into consideration the uncertainty of the surrogate model and the correlation degree and time consumption ratio of the high/low fidelity model. Three typical numerical test functions and an engineering example of longitudinal and transverse stiffened conical shell structure for vibration optimization are then tested. [Results] The results demonstrate that the feasibility ratio and effectiveness of the MF-SCU-CI method are better than those of the existing SCU-CI method. In addition, the MF-SCU-CI method can further reduce the number of simulation runs. [Conclusions] The proposed MF-SCU-CI method shows great potential for practical simulation-based engineering design optimization.

Key words: surrogate model; Co-Kriging; multi-fidelity; confidence interval; sequential constraint updating optimization

收稿日期: 2020-07-04

修回日期: 2020-09-23

网络首发时间: 2021-06-11 13:29

基金项目: 国防科技工业海洋防务技术创新中心创新基金资助项目 (YT19201701)

作者简介: 钱家昌, 男, 1983 年生, 博士, 高级工程师

程远胜, 男, 1962 年生, 博士, 教授, 博士生导师。研究方向: 结构分析与轻量化设计, 结构冲击动力学与防护设计, 基于代理模型的优化方法。E-mail: yscheng@hust.edu.cn

张锦岚, 男, 1963 年生, 硕士, 研究员, 博士生导师

*通信作者: 张锦岚

0 引言

当前,水下结构物优化设计领域大量使用耗时的数值仿真分析手段,如FEM,CFD等。在基于耗时的数值仿真分析的水下结构物优化设计过程中,需要多次迭代调用数值仿真模型才能获得最优设计方案,导致无法满足其快速、高效的应用需求。在此背景下,代理模型应运而生,其是利用设计空间内有限样本点的输入输出数据,通过近似拟合输入输出间的关系,来代替原仿真计算进行优化设计^[1-3]。其中,基于序贯代理模型的优化设计方法是通过充分利用在优化过程中获得的数据信息来指导寻优过程,与传统的一次采样代理模型技术相比,其能够进一步节约计算资源,有效平衡收敛效率与求解精度之间的关系^[4]。赵留平等^[5]综述了基于代理模型的优化方法在船舶结构优化设计中的发展现状,指出基于代理模型的优化技术是船舶结构优化研究的热点。郑少平等^[6]将单精度代理模型应用到了船舶板架强度和稳定性分析中。夏志等^[7]将水下结构物基座阻抗数据进行前处理,获得了阻抗曲线的包络线,通过采用单精度代理模型对预处理后的基座阻抗数据进行建模,有效提高了预报精度。Qian等^[8]针对目标函数不耗时、约束函数耗时的工程优化问题,提出在建立耗时约束函数代理模型时,应侧重考虑约束函数代理模型在约束边界处的预估不确定性,将因代理模型的不确定性而使得约束可行性可能发生改变的点作为更新点,建立了一种基于置信区间的约束单精度序贯代理模型优化算法(SCU-CI)。

然而,对于复杂的水下结构物优化问题,单次实验或者仿真计算都需要耗费巨大的计算资源。有学者通过引入低精度模型数据辅助高精度模型数据进行预报,减少了仿真计算的成本^[9-10]。Yi等^[11]将多精度代理模型用到了水下结构物变刚度加筋圆柱壳的强度与稳定性分析中;宋保维等^[12]将多精度代理模型用到了不同速度和攻角下自主水下航行器的流体动力参数预测中;姜哲等^[13]在桁架式Spar平台多学科优化设计问题中,采用结构强度指标构建多精度代理模型,大大节省了优化所需的计算资源;张守慧等^[14]在KCS集装箱船舶部型线优化过程中,构建了兴波阻力系数的多精度近似模型,以较小的计算资源获得了兴波阻力下降的船型。

相比单精度代理模型优化,多精度代理模型优化能够充分利用建模过程中获得的多精度分析

模型之间的相关信息,从而提高效率并节省计算资源。本文将在SCU-CI方法^[8]的基础上,研究提出一种基于置信区间的多精度序贯Co-Kriging代理模型优化算法(MF-SCU-CI)。该方法通过引入成本系数来衡量不同精度模型的计算成本,建立高/低精度样本点的Co-H评估函数,并充分利用高/低精度模型数据信息。然后,通过3个数值测试函数以及纵横加筋圆锥壳结构振动优化设计案例进行应用研究,验证所提方法的适用性和有效性。

1 MF-SCU-CI方法

对于目标函数不耗时、约束函数耗时这类优化问题,需要采用代理模型替代昂贵的约束函数进行仿真计算,随后,在优化过程中直接利用代理模型序贯进行寻优。不同于目标函数代理模型更新时更加关注局部精度(即如何有效利用代理模型序贯更新样本点迭代得到最优值),约束函数代理模型序贯过程关注的是约束函数边界是否有足够的精度(即如何有效利用代理模型序贯更新样本点),以保证能够在优化过程中对约束违反的情况进行准确判断。这种用代理模型替代约束函数的优化问题的数学模型可以描述为:

$$\begin{aligned} \min & f(\mathbf{x}) \\ \text{s.t.} & \hat{g}_{j1}(\mathbf{x}) \leq 0; \quad j=1,2,\dots,J_1 \\ & g_{j2}(\mathbf{x}) \leq 0; \quad j=1,2,\dots,J_2 \\ & x_{lb} \leq \mathbf{x} \leq x_{ub} \end{aligned} \quad (1)$$

式中: $f(\mathbf{x})$ 为目标函数, $\mathbf{x}=(x_1,x_2,\dots,x_N)^T$,为设计变量向量, N 为设计变量空间维度; x_{lb} 、 x_{ub} 分别为设计变量 \mathbf{x} 的下限和上限; \hat{g}_{j1} 为计算昂贵的约束函数的代理模型; g_{j2} 为计算不昂贵的约束函数; J_1 、 J_2 分别为计算昂贵和不昂贵的约束函数的个数。

1.1 基本思想

具有多精度数据来源时,MF-SCU-CI方法需要解决2个关键问题:1)在每次迭代过程中,如何确定一定置信区间下可行性状态可能发生变化的样本点;2)在更新代理模型时,如何确定待仿真样本点的精度水平,以最大化每个更新点对于约束边界预估精度的提高水平。

Co-Kriging代理模型^[15]是单精度Kriging模型的拓展,其能给出样本空间中任意一个预测点的预报均值和预测方差,且预报方差服从正态分布。Co-Kriging代理模型的置信区间可通过预报均值和方差确定,例如95.5%的置信区间为预报均值上、下2倍的预测方差 $[\hat{g}^{mf} - 2\hat{\sigma}^{mf}, \hat{g}^{mf} + 2\hat{\sigma}^{mf}]$ 。

针对问题 1), 可以将多精度序贯 Co-Kriging 代理模型中对约束可行性有影响的样本点定义为如式 (2) 所示:

$$\begin{aligned} \hat{g}_i^{mf}(x_j) \leq 0 \ & \& \ \hat{g}_i^{mf} + 2\hat{s}_i^{mf}(x_j) \geq 0; \ i = 1, 2, \dots, J_1 \\ \hat{g}_i^{mf}(x_j) \geq 0 \ & \& \ \hat{g}_i^{mf} - 2\hat{s}_i^{mf}(x_j) \leq 0; \ i = 1, 2, \dots, J_1 \end{aligned} \quad (2)$$

式中: \hat{g}_i^{mf} 为约束函数 Co-Kriging 代理模型的预测均值; \hat{s}_i^{mf} 为约束函数 Co-Kriging 代理模型的预测方差, 表明由于预测的不确定性, 约束函数的可行性会发生改变。

针对问题 2), 需要通过评估更新点对约束边界精度的提高水平来选择下一步的更新点, 也就是说要确定是采用高精度模型还是低精度模型进行样本点的响应计算。为了衡量在设计空间中不同精度样本点对于约束边界精度的提高值, 本文提出了基于 Co-Kriging 代理模型的 Co-H 函数。该函数能够通过衡量样本点的不确定性水平、高/低精度模型之间的相关程度以及不同精度的成本系数来量化不同精度样本点对于约束边界精度的提高程度, 如式 (3) 所示:

$$Co-H(\mathbf{x}, t) = H(\mathbf{x})r(\mathbf{x}, t)c(t); \quad t = mf, 1 \quad (3)$$

其中,

$$\begin{aligned} H(\mathbf{x}) = & \left| \ln \left(\sqrt{2\pi} \hat{s}(\mathbf{x}) + \frac{1}{2} \right) \right| \left[\Phi \left(\frac{2\hat{s}(\mathbf{x}) - \hat{f}(\mathbf{x})}{\hat{s}(\mathbf{x})} \right) - \right. \\ & \left. \Phi \left(\frac{-2\hat{s}(\mathbf{x}) - \hat{f}(\mathbf{x})}{\hat{s}(\mathbf{x})} \right) \right] - \left[\frac{2\hat{s}(\mathbf{x}) - \hat{f}(\mathbf{x})}{2\hat{s}(\mathbf{x})} \phi \left(\frac{2\hat{s}(\mathbf{x}) - \hat{f}(\mathbf{x})}{\hat{s}(\mathbf{x})} \right) - \right. \\ & \left. \frac{2\hat{s}(\mathbf{x}) + \hat{f}(\mathbf{x})}{2\hat{s}(\mathbf{x})} \phi \left(\frac{-2\hat{s}(\mathbf{x}) - \hat{f}(\mathbf{x})}{\hat{s}(\mathbf{x})} \right) \right] \end{aligned} \quad (4)$$

$$r(\mathbf{x}, t) = \frac{\hat{s}(\mathbf{x}, t)}{\hat{s}_{mf}(\mathbf{x})}; \quad t = mf, 1 \quad (5)$$

$$c(t) = \begin{cases} 1; & t = mf \\ q; & t = 1 \end{cases} \quad (6)$$

式中: $H(\mathbf{x})$ 为单精度代理模型的 H 函数^[16]; $\hat{f}(\mathbf{x})$, $\hat{s}(\mathbf{x})$ 分别为 Kriging 代理模型的预测均值和预测方差; Φ, ϕ 为标准正态分布的累积概率密度函数和概率密度函数; $r(\mathbf{x}, t)$ 为高、低精度模型之间的相关性程度; $c(t)$ 为不同精度水平模型的相对成本; q 为一次高精度仿真时间和一次低精度仿真时间的比值; t 为不同精度水平; mf 指多精度模型; 1 指低精度模型。当 $t = mf$ 时, Co-H 函数用于衡量高精度样本点对于约束边界的提高程度; 当 $t = 1$ 时, Co-H 函数用于衡量低精度样本点对于约束边界的提高程度。

因此, MF-SCU-CI 方法应首先利用式 (2) 找

出具有可行性不确定的样本点, 然后再通过式 (3) 确定这些样本点在更新 Co-Kriging 代理模型时的精度水平, 即哪些点作为低精度样本点, 哪些点作为高精度样本点。

1.2 求解流程

MF-SCU-CI 算法的流程图如图 1 所示, 主要步骤描述如下。

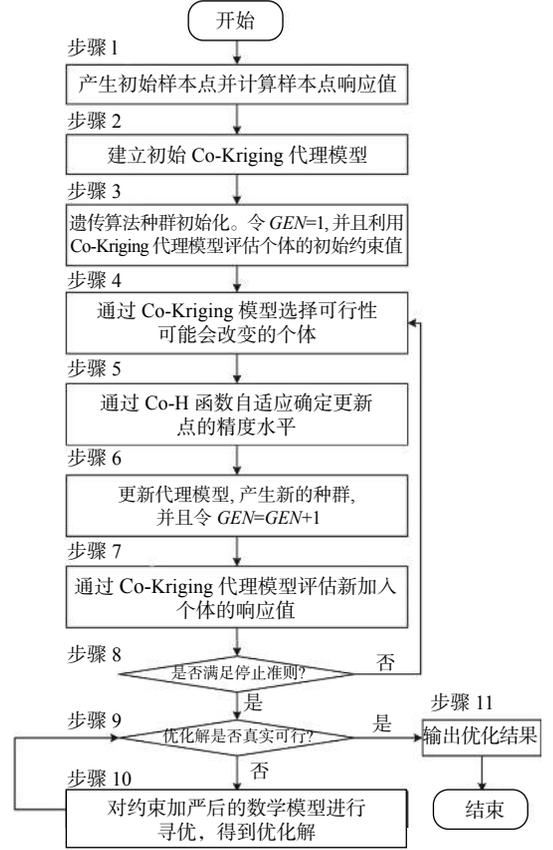


图 1 MF-SCU-CI 算法流程图

Fig. 1 Flowchart of the proposed MF-SCU-CI algorithm

步骤 1: 利用最优拉丁超立方设计在设计空间内进行初始采样, 分别生成初始的高精度样本点和低精度样本点, 计算获得高精度约束函数和低精度约束函数的相对成本 $c(t)$ 。

步骤 2: 建立初始 Co-Kriging 代理模型。

步骤 3: 初始化遗传算法 (GA) 种群, 设置代数 $GEN=1$, 然后通过 Co-Kriging 代理模型评估初始个体约束值。

步骤 4: 根据式 (2), 从 Co-Kriging 代理模型中选择那些因预估不确定性而可能改变可行性的个体。

步骤 5: 利用提出的 Co-H 函数, 将步骤 4 中所获得的具有可行性不确定性的样本点合理分配到不同精度仿真模型中, 用以更新 Co-Kriging 代理模型。

步骤 6: 更新 Co-Kriging 代理模型, 生成新的

种群并更新计数 $GEN=GEN+1$ 。

步骤 7: 用 Co-Kriging 模型评估新个体的响应值。

步骤 8: 检查收敛准则是否满足, 如果是, 转到步骤 9, 反之, 回到步骤 4。对于数值测试函数, 由于最优解是已知的, 相应的收敛准则设置为代理模型获得的最优解与真实最优解之间的相对误差, 或者达到设置的最大进化代数。对于工程测试案例, 由于其是黑箱问题, 无法通过数学分析手段得到真实最优解。因此, 将算法收敛准则设置为遗传算法进化一定的代数, 然后比较其找到的最优化解和总计算资源。

步骤 9: 用真实函数值(工程问题则用高精度有限元计算值)校核当前最优解是否真实可行, 如果可行, 转到步骤 11, 反之, 运行步骤 10。

步骤 10: 如果当前最优解的真实函数值不可行, 则对约束函数进行加严修正, 则加严后的约束函数为 $\hat{g}_i^{\text{strict}}$, 如式(7)所示。

$$\hat{g}_i^{\text{strict}}(x) = \hat{g}_i^{\text{mf}}(x) + m \times \hat{g}_i^{\text{mf}}(x) \quad (7)$$

式中, m 为整体循环次数, 当基于不加严约束的最优解不符合要求时, 设 $m=1$ 。在后续循环中, 如果优化解不符合要求, 则逐步加严约束, 令 $m = m + 1$ 。求解新的数学模型时, 代理模型不需要再次更新, 因此不会额外耗费新的计算资源。

步骤 11: 输出优化设计解。

2 数值测试算例及结果分析

2.1 数值测试函数

应用所提出的 MF-SCU-CI 算法, 对 Constrained

Branin, qcp4 和 G4 这 3 个不同类型的典型数值测试算例进行优化计算分析, 具体函数真实最优解的详细描述见文献 [17]。假设高精度约束函数和低精度约束函数的成本比为 10 : 1, 即仿真 1 个高精度样本点的时间等于仿真 10 个低精度样本点的时间; GA 算法的种群大小为 40, 交叉概率为 0.8, 变异概率为 0.15, 代沟设置为 0.95。初始样本点的个数可能会对算法效果产生一定影响, 这在文献 [18] 中已进行研究, 故此处不再赘述。数值算例的初始样本点、收敛准则设置如表 1 所示。表中, “初始样本点数”一栏的数值, 加号前为高精度样本点个数, 加号后为低精度样本点个数。

表 1 多精度测试函数参数设置

Table 1 Parameters setting of the multi-fidelity functions

测试函数	初始样本点数/个	收敛准则	
		相对误差/%	最大进化代数
Constrained Branin	6+12	0.2	100
qcp4	12+24	0.2	100
G4	15+50	0.2	100

2.2 数值测试函数优化结果

在现有研究中, 利用多精度代理模型辅助遗传算法求解约束耗时的文献较少, 因此, 对于本文所提 MF-SCU-CI 算法的优化效率, 将只跟 SCU-CI 算法^[8]进行对比。比较的标准为: 算法收敛时, 哪种方法所需总的等效高精度样本点少, 获得优化解的效率就高。为了避免计算结果的随机性, 所有的数值测试算例都重复运行 30 次, 统计结果如表 2 所示。

表 2 数值测试算例在不同方法下的可行性比率

Table 2 Feasibility ratios of numerical test examples under different benchmark functions

测试函数	可行性比率		总样本点数/个	
	SCU-CI	MF-SCU-CI	SCU-CI	MF-SCU-CI
Constrained Branin	1.000	1.000	84.367	36.83+52.83/10=42.11
qcp4	0.833	1.000	113.667	21.33+33.00/10=24.63
G4	0.733	1.000	79.533	32.33+77.77/10=40.11

从表 2 中可以看出:

1) 采用 MF-SCU-CI 算法得到优化解的可行性比率远优于单精度的 SCU-CI 方法。对于测试函数 qcp4 和 G4, SCU-CI 方法的可行性比率分别为 0.833 和 0.733, 而 MF-SCU-CI 方法的则为 1.000。这意味着, MF-SCU-CI 方法的可行性随着大量低精度样本点的信息加入得到了很大提升。需要指出的是, 本文所提 MF-SCU-CI 方法在上述数学算

例中每次都能直接搜索得到可行优化解, 而不需要进入步骤 10 中的约束加严过程。

2) MF-SCU-CI 方法所需要的总样本点数少于 SCU-CI 方法, 表明在利用多精度代理模型辅助优化的序贯过程中, 大部分可行性不确定的样本点的预估不确定性, 都能通过更新低精度模型得到一定程度的降低。可见多精度的 MF-SCU-CI 方法与单精度的 SCU-CI 方法相比, 能进一步节省

计算资源。

3 纵横加筋圆锥壳结构振动优化设计

纵横加筋圆锥壳是水下结构物艏部的重要结构型式, 本文主要研究结构振动和尺寸搭配约束下的圆锥壳轻量化设计。不失一般性, 本节主要考虑纵横加筋圆锥壳在空气中的振动特性, 但在实际的水下结构物工程优化中, 往往还需要考虑附加水质量以及材料阻尼等多种因素。纵横加筋圆锥壳结构模型如图 2 所示。图中: R_1, R_2 分别为圆锥壳艏端和船端半径; t_1, t_2 分别为艏段和船段壳板厚度。

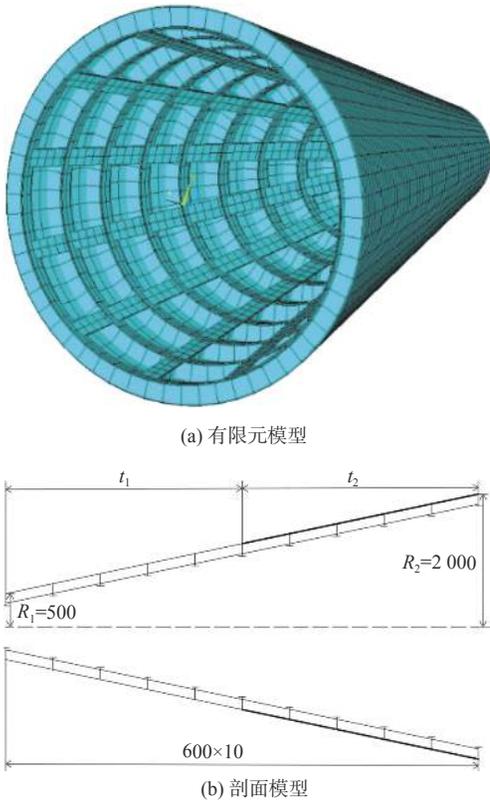


图 2 纵横加筋圆锥壳结构模型

Fig. 2 The model of longitudinal and transverse stiffened conical shell structure

该优化问题的数学表达式如下:

$$\begin{aligned}
 & \text{find } \mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_{10}] \\
 & \quad \min w(\mathbf{x}) \\
 \text{s. t. } & g_1 = \frac{180 \text{ Hz}}{F} - 1 \leq 0; \quad g_2 = \frac{a_z}{90 \text{ dB}} - 1 \leq 0 \\
 & g_3 = \frac{x_1}{20x_2} - 1 \leq 0; \quad g_4 = \frac{x_3}{8x_4} - 1 \leq 0 \\
 & g_5 = \frac{x_5}{20x_6} - 1 \leq 0; \quad g_6 = \frac{x_7}{8x_8} - 1 \leq 0 \quad (8)
 \end{aligned}$$

式中: $x_1 \sim x_{10}$ 为设计变量, 其物理意义及取值区间见表 3; g_1 为一阶模态频率约束, g_2 为加速度总级约束, g_1 和 g_2 均需通过昂贵的仿真模型计算获得;

$g_3 \sim g_6$ 为尺寸协调约束, 可用数学函数计算, 为非昂贵约束函数; $w(\mathbf{x})$ 为该圆锥壳总重量, $t; F$ 为空气中一阶模态频率; a_z 为圆锥壳艏端处加速度总级, dB。

表 3 设计变量及其取值范围

Table 3 Design variables and their range of values

设计变量	取值范围/mm
周向肋骨腹板高 x_1	200~340
周向肋骨腹板厚 x_2	10~24
周向肋骨面板宽 x_3	100~240
周向肋骨面板厚 x_4	10~24
纵向肋骨腹板高 x_5	100~240
纵向肋骨腹板厚 x_6	6~20
纵向肋骨面板宽 x_7	40~180
纵向肋骨面板厚 x_8	6~20
艏段圆锥壳厚 x_9	6~20
船段圆锥壳厚 x_{10}	6~20

本案例在圆锥壳艏端施加了一个垂直向下的单位简谐力。频率范围 100~250 Hz, 频率间隔 2 Hz, 加速度总级的计算需要在频率范围内扫频计算^[19]。材料的弹性模量 $E = 2.1 \times 10^{11}$ Pa, 泊松比 $\mu = 0.3$, 材料密度 $\rho = 7\ 850$ kg/m³。

进行优化分析时的高精度有限元网格划分方案为: 沿船长方向等间距划分 50 份网格, 沿环向等间距划分 60 份网格, 每次仿真计算耗时 80.22 s; 低精度有限元网格划分方案为: 沿船长方形等间距划分 20 份网格, 沿环向等间距划分 24 份网格, 每次仿真计算耗时 20.02 s。单精度 SCU-CI 方法的初始样本点数设置为 109 个高精度样本点, 多精度 MF-SCU-CI 方法的初始样本点设置为 70 个高精度样本点和 156 个低精度样本点(高、低精度样本点的计算成本比为 1 : 4), 总成本约合 109 个高精度样本点。GA 算法的参数设置除迭代代数 400 外, 其他参数同数值算例。

表 4 和表 5 汇总了 3 种方法的优化设计方案, 并列出了相应的目标函数、约束值及仿真调用次数(NS)。

绘制的优化收敛曲线如图 3 所示。

从表 4、表 5 和图 3 中可以看出:

1) 由于代理模型的预报误差, 在未对最终约束进行修正时, 采用 SCU-CI 方法和 MF-SCU-CI 方法获得的最优化解的真实值均略微违反约束。在借用约束加严做法对约束进行修正后发现, 修正后的目标函数值虽略高于修正前, 但能保证优化解的真实可行性。

表4 优化设计方案

Table 4 Optimization design results

设计变量	GA	SCU-CI		MF-SCU-CI	
		修正前	修正后	修正前	修正后
x_1	232	258	245	272	288
x_2	15	14	15	14	16
x_3	119	121	111	109	101
x_4	19	16	14	18	14
x_5	115	110	114	127	105
x_6	9	6	9	8	7
x_7	59	52	58	45	50
x_8	13	11	10	7	11
x_9	17	19	20	18	18
x_{10}	8	7	8	6	8

表5 不同方法结果对比

Table 5 Result comparison of different methods

参数	GA	SCU-CI		MF-SCU-CI	
		修正前	修正后	修正前	修正后
$w(x)/t$	8 399	8 133	8 424	8 070	8 248
\hat{g}_1	-	-0.012 9	-0.010 4	-0.002 0	-0.025 1
\hat{g}_2	-	-0.007 2	-0.005 5	-0.012 7	-0.004 5
g_1	0	0.034 5	-0.032 3	0.024 3	-0.011 0
g_2	-0.000 5	-0.005 7	-0.007 1	-0.010 3	-0.005 5
NS	16 000	518	518	382	382

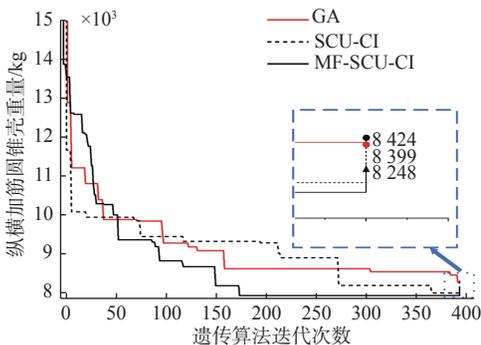


图3 GA, SCU-CI和MF-SCU-CI方法收敛曲线

Fig. 3 Convergence curves of three methods

2) 基于代理模型的 SCU-CI 方法和 MF-SCU-CI 方法满足停止准则时, 均能得到与基于直接有限元计算的 GA 方法目标函数相当的优化解, 甚至 MF-SCU-CI 方法的优化解还略优于 GA 方法。SCU-CI 方法和 MF-SCU-CI 方法的计算资源分别约为 GA 方法的 1/30 和 1/50, 体现了基于代理模型优化方法的优化效率。

3) MF-SCU-CI 方法的可行优化解优于 SCU-CI 方法, 且 MF-SCU-CI 方法调用等效高精度仿真次

数更少, 仅为 SCU-CI 方法的 73.7%。而且, 在初始方案中不存在可行解的情况下, MF-SCU-CI 方法较 SCU-CI 方法能更早地搜寻到可行解, 且在随后的进化过程中, MF-SCU-CI 方法会首先收敛至最优解。这说明多精度 MF-SCU-CI 方法相比单精度 SCU-CI 方法在工程应用上更具潜力。

4 结论

本文提出了一种基于置信区间的约束多精度序贯 Co-Kriging 代理模型优化方法 (MF-SCU-CI), 通过 3 个典型的数值测试函数和纵横加筋圆锥壳结构振动优化工程案例, 将多精度 MF-SCU-CI 方法与单精度 SCU-CI 方法进行了比较, 结论如下:

1) MF-SCU-CI 方法在 3 个数值测试函数中的可行性比率均优于单精度的 SCU-CI 方法, 同时, MF-SCU-CI 方法所用的总样本点数更少。

2) 在工程案例中, MF-SCU-CI 方法获得的可行优化解要优于 SCU-CI 方法, 且能更快地收敛。

研究表明, 本文所提的多精度 MF-SCU-CI 方法效率高、适用性好, 能够进一步减少计算资源需求, 具有良好的工程应用前景。

参考文献:

- [1] WANG G G, SHAN S. Review of metamodeling techniques in support of engineering design optimization[J]. *Journal of Mechanical Design*, 2007, 129(4): 370-380.
- [2] 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.
- [3] PEHERSTORFER B, WILLCOX K, GUNZBURGER M. Survey of multifidelity methods in uncertainty propagation, inference, and optimization[J]. *SIAM Review*, 2018, 60(3): 550-591.
- [4] SHI R H, LIU L, LONG T, et al. Multi-fidelity modeling and adaptive co-Kriging-based optimization for all-electric geostationary orbit satellite systems[J]. *Journal of Mechanical Design*, 2020, 142(2): 021404.
- [5] 赵留平, 詹大为, 程远胜, 等. 船舶结构优化设计技术研究进展 [J]. *中国舰船研究*, 2014, 9(4): 1-10.
ZHAO L P, ZHAN D W, CHENG Y S, et al. Review on optimum design methods of ship structures[J]. *Chinese Journal of Ship Research*, 2014, 9(4): 1-10 (in Chinese).
- [6] 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).
- [7] 夏志, 刘均, 程远胜. 基于代理模型的水下结构物基座阻抗特性快速预报 [J]. 中国舰船研究, 2020, 15(3): 81–87.
XIA Z, LIU J, CHENG Y S. Fast prediction of mechanical impedance of an underwater foundation based on surrogate models[J]. Chinese Journal of Ship Research, 2020, 15(3): 81–87 (in Chinese).
- [8] QIAN J C, YI J X, CHENG Y S, et al. A sequential constraints updating approach for Kriging surrogate model-assisted engineering optimization design problem[J]. *Engineering with Computers*, 2020, 36(3): 993–1009.
- [9] HAN Z H, XU C Z, ZHANG L, et al. Efficient aerodynamic shape optimization using variable-fidelity surrogate models and multilevel computational grids[J]. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2020, 33(1): 31–47.
- [10] JIANG P, CHENG J, ZHOU Q, et al. Variable-fidelity lower confidence bounding approach for engineering optimization problems with expensive simulations[J]. *AI-AA Journal*, 2019, 57(12): 5416–5430.
- [11] YI J X, LIU J, CHENG Y S. A fast forecast method based on high and low fidelity surrogate models for strength and stability of stiffened cylindrical shell with variable ribs[C]//Proceedings of the 2018 IEEE 8th International Conference on Underwater System Technology: Theory and Applications. Wuhan: IEEE, 2018: 1–6.
- [12] 宋保维, 王新品, 王鹏. 基于变保真度模型的 AUV 流体动力参数预测 [J]. *机械工程学报*, 2017, 53(18): 176–182.
SONG B W, WANG X J, WANG P. Predictions of AUV's hydrodynamic parameters based on variable-fidelity modeling[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2017, 53(18): 176–182 (in Chinese).
- [13] 姜哲, 崔维成, 黄小平. 基于响应面的可变复杂度方法在桁架式 Spar 平台方案设计中的应用 [J]. *船舶力学*, 2010, 14(7): 771–781.
JIANG Z, CUI W C, HUANG X P. Response surface based variable-complexity method for optimization of truss Spar concept design[J]. *Journal of Ship Mechanics*, 2010, 14(7): 771–781 (in Chinese).
- [14] 张守慧, 谢玲玲, 冯佰威, 等. 基于变复杂度方法的船舶型线优化 [J]. *船舶工程*, 2018, 40(3): 5–9.
ZHANG S H, XIE L L, FENG B W, et al. Ship profile optimization based on variable complexity method[J]. *Ship Engineering*, 2018, 40(3): 5–9 (in Chinese).
- [15] KENNEDY M C, O'HAGAN A. Predicting the output from a complex computer code when fast approximations are available[J]. *Biometrika*, 2000, 87(1): 1–13.
- [16] LV Z Y, LU Z Z, WANG P. A new learning function for Kriging and its applications to solve reliability problems in engineering[J]. *Computers & Mathematics with Applications*, 2015, 70(5): 1182–1197.
- [17] WANG Z L, IERAPETRITOU M. Constrained optimization of black-box stochastic systems using a novel feasibility enhanced Kriging-based method[J]. *Computers & Chemical Engineering*, 2018, 118: 210–223.
- [18] QIAN J C, YI J X, ZHANG J L, et al. An entropy weight-based lower confidence bounding optimization approach for engineering product design[J]. *Applied Sciences*, 2020, 10(10): 3554.
- [19] 刘东, 王春旭, 刘均, 等. 纵横加筋圆锥壳振动特性多目标优化设计 [J]. *中国舰船研究*, 2018, 13(1): 24–30.
LIU D, WANG C X, LIU J, et al. Multi-objective optimization design for vibration characteristics of longitudinal and transverse stiffened conical shells[J]. *Chinese Journal of Ship Research*, 2018, 13(1): 24–30 (in Chinese).