

引用格式: 罗文俊, 王德禹. 基于改进 AK-MCS 法的船舶板架极限强度可靠性分析[J]. 中国舰船研究, 2020, 15(3): 123-128, 168.

LUO W J, WANG D Y. Ultimate strength reliability analysis of ship plates based on improved AK-MCS method[J]. Chinese Journal of Ship Research, 2020, 15(3): 123-128, 168.

# 基于改进 AK-MCS 法的船舶板架 极限强度可靠性分析



扫码阅读全文

罗文俊<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:** [目的] 船舶结构极限承载能力不足会导致海损事故, 为此提出改进 AK-MCS 法, 用于船舶结构极限强度可靠性研究。[方法] 通过引入信息熵中的学习函数  $H$  对样本点进行二次寻优, 以提高最佳样本点的质量, 从而提高 Kriging 模型的精度和更新效率; 采用  $K$  折交叉验证替代 AK-MCS 法的迭代停止准则, 解决原本迭代停止准则过于保守的问题, 以有效避免发生过学习和欠学习状态, 从而以较少的样本点训练 Kriging 模型, 实现对极限状态函数的高度拟合。使用非线性振荡器数学模型进行验证, 并将改进 AK-MCS 法应用于船舶板架的极限强度可靠性研究。[结果] 仿真结果表明, 改进 AK-MCS 法调用有限元模型的次数比原方法减少了 38%, 验证了改进 AK-MCS 法的求解效率和精度。应用结果表明, 该方法的计算精度最高, 且调用有限元仿真次数比原方法减少 32%, 验证了改进 AK-MCS 法在船舶板架极限强度可靠性研究中的适用性和高效性。[结论] 使用改进 AK-MCS 法研究船舶板架极限强度的可靠性, 可评估船舶实际航行中局部结构尤其局部较危险结构的失效概率。

**关键词:** 船舶板架; Kriging 模型; 蒙特卡罗抽样; 极限状态函数; 极限强度可靠性

中图分类号: U661.43

文献标志码: A

DOI: 10.19693/j.issn.1673-3185.01580

## Ultimate strength reliability analysis of ship plates based on improved AK-MCS method

LUO Wenjun<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:** [Objectives] In view of the frequent occurrence of marine accidents caused by low ultimate bearing capacity of ships. To this end, the improved AK-MCS method is proposed for the research of the ultimate strength reliability of ship structures. [Methods] The information entropy function  $H$  was introduced to perform secondary optimization on the sample points to improve the quality of the best sample points, so as to improve the accuracy and update efficiency of the Kriging model; and then the iterative stop criterion of AK-MCS was replaced by  $K$ -fold cross validation, so as to avoid over-learning and under-learning situation, thus the Kriging model is trained with fewer sample points to achieve a high degree of fitness to the limit state function. The nonlinear oscillator mathematical model is used to verify the results. The improved AK-MCS method is applied to the ultimate strength reliability study of shipboard frame. [Results] The results show that the number of calls to the finite element calculation in the improved AK-MCS method is reduced by 38% compared with the original method, and the efficiency and accuracy of the improved AK-MCS method are verified. The application results show that The calculation accuracy of this method is the highest, and the number of calls to finite element calculation is reduced by 32% compared with the original method. This verifies the applicability and efficiency of the improved AK-MCS method in the study of the ultimate strength reliability of ship plates. [Conclusions] The improved AK-MCS method is used to research the ultimate strength reliability of ship plates and evaluate the failure probability of local structures, especially dangerous structures during actual navigation.

**Key words:** ship plates; Kriging model; Monte Carlo sampling; limit state function; ultimate strength reliability

收稿日期: 2019-04-22

修回日期: 2019-05-31

网络首发时间: 2020-5-25 15:12

作者简介: 罗文俊, 男, 1994年生, 硕士生。

王德禹, 男, 1961年生, 教授, 博士生导师。

\*通信作者: 王德禹

## 0 引言

近年来由于船舶的极限承载能力不够,在高海情下,许多船舶出现了局部失效破损甚至引发整体断裂的海损事故。因此,船舶的极限承载能力是船舶设计中需要重点考虑的方面。目前,国内外学者对于船舶的确定性极限强度的研究颇多,却鲜有考虑诸多不确定因素的船舶极限强度可靠性研究。

蒙特卡罗(MC)法是计算可靠度最准确的方法,且适用于极限状态函数为高维度、多峰、强非线性的情况。结合代理模型采用MC法计算结构的可靠度,只需知道功能函数值的正负号即可,因此要求代理模型尽可能准确拟合极限状态边界。邱志平等<sup>[1]</sup>利用人工神经网络构建近似模型获得近似设计点,结合MC模拟(MCS)计算结构可靠度。Rashki等<sup>[2]</sup>提出以MC样本点的概率密度值作为权重因子,筛选出位于失效区域的样本点。张亮等<sup>[3]</sup>采用神经网络拟合极限状态函数,从而根据函数映射关系生成大量极限状态函数值,然后通过MC概率分析得到结构的可靠度。陈松坤等<sup>[4]</sup>以样本点到极限状态边界的距离和权重因子同时作为筛选准则,筛选出极限状态边界附近的点训练BP模型。Xiao等<sup>[5]</sup>开发了3种学习函数,确保了大多数新选择的训练样本点远离现有样本点,并且使其尽可能接近极限状态函数,在不考虑初始样本不确定性的情况下产生确定的结果。侯国祥等<sup>[6]</sup>采用神经网络拟合应力函数,结合MCS计算内燃机的可靠度指标。Lü等<sup>[7]</sup>提出结合Kriging模型和线性采样的主动学习可靠性分析方法(AK-LS)法,通过构建的主动学习函数 $H$ 筛选出对提高Kriging模型精度最好的样本点,以较少的样本点构造高精度Kriging模型。Echard等<sup>[8]</sup>提出了结合Kriging模型和MCS的主动学习可靠性分析方法(AK-MCS),引入了一种学习函数 $U$ ,通过将失效面附近的点和预测误差较大的点筛选出来,以较少的样本点实现了对极限状态边界的高度拟合。Zheng等<sup>[9]</sup>提出基于改进AK-MCS中 $U$ 函数的可靠性分析方法,通过采用 $U$ 函数筛选出初步最佳样本点,然后再筛选出与初步最佳样本点预测值异号且距离其最近的样本点,通过这两点连线,生成 $n$ 个等分点,再通过 $U$ 函数筛选出这 $n+2$ 点中 $U$ 函数值最低的点,作为最佳样本点加入训练集更新Kriging模型。

AK-LS方法的优点在于采样点分布在整个设计空间,全局预测精度好;不足之处是Kriging模

型的后期更新效率较低,收敛速度较慢。AK-MCS方法的优点在于采样点主要集中在极限状态边界附近,极限状态边界的拟合精度高,且后期收敛较快;不足之处在于Kriging模型前期全局拟合精度较低,导致更新效率较低,收敛速度较慢<sup>[11]</sup>。

本文将充分利用以上两种基于主动学习的可靠性分析方法的优点,采用新的序列采样筛选准则 $UH$ ,并使用 $K$ 折交叉验证( $K$ -fold cross validation)法作为序列采样停止准则,提出改进的AK-MCS方法,对船舶板架的极限强度可靠性进行研究。使用该方法评估船舶实际航行中局部结构失效破损概率,尤其针对船舶局部较危险结构进行可靠性研究。本文对于船舶板架极限强度可靠性的研究具有重大意义。

## 1 改进AK-MCS方法

### 1.1 学习函数 $U$

在AK-MCS方法中,Echard等<sup>[8]</sup>引入了一种学习函数 $U$ :

$$U = \frac{|\hat{G}(X)|}{\sigma_{\hat{G}(X)}} \quad (1)$$

式中: $\hat{G}(X)$ 和 $\sigma_{\hat{G}(X)}$ 分别为Kriging代理模型预测值的均值和方差。通过计算所有样本点的 $U$ 值,将 $U$ 值最小点作为下一个最佳样本点加入到实验设计(DOE),同时将 $\hat{G}(X)$ 值接近于0的点(即失效面附近的点)和 $\sigma_{\hat{G}(X)}$ 值较大的点(即预测误差较大的点)筛选出来,以更新Kriging模型。这种方法的优点在于不需要优化算法来识别添加到DOE的下一个样本点,便于使用Matlab建模软件中的DACE工具箱。

### 1.2 学习函数 $H$

Shannon<sup>[10]</sup>在1948年提出了“信息熵”的概念,信息熵是对信息的量化度量。熵随着变量不确定性的增大而增大,分析变量所需的信息量也随之增大。Lü等<sup>[7]</sup>提出了结合Kriging模型和线路抽样法(LS)的主动学习可靠性分析(AK-LS)方法,其中引入了基于信息熵的学习函数 $H$ :

$$H(\hat{G}(X)) = \left| -\int \ln[f(\hat{G}(X))]f(\hat{G}(X))d(\hat{G}(X)) \right| \quad (2)$$

式中: $f(\hat{G}(X))$ 为 $\hat{G}(X)$ 的正态分布概率密度函数; $H(\hat{G}(X))$ 为 $\hat{G}(X)$ 的混乱度,可以用来判断 $\hat{G}(X)$ 的不确定性。若某点的信息熵越大,预测越不准确,该样本点对提高代理模型精度的作用越大。

### 1.3 样本点筛选准则 $UH$

AK-MCS方法中,样本点筛选准则采用学习

函数  $U$ , 通过计算所有 MC 样本点的  $U$  值, 选择  $U$  值最小点作为最佳样本点, 加入 DOE 中更新 Kriging 模型。这种筛选准则的缺点是 Kriging 模型前期更新效率较低, 收敛速度较慢; 优点在于采样点集中在失效面附近, 可有效提高 Kriging 模型对失效面的拟合精度, 且后期收敛较快。AK-LS 方法中样本点筛选准则采用学习函数  $H$ , 通过计算所有 MC 样本点的  $H$  值, 选择  $H$  值最大点作为最佳样本点, 加入 DOE 中更新 Kriging 模型。这种筛选准则的缺点是 Kriging 模型的后期更新效率较低, 收敛速度较慢; 优点在于采样点分布在整个设计空间, 对于前期提高 Kriging 模型的全局预测精度贡献较大。

本文采用的筛选准则结合了这两种学习函数的优势。先使用  $U$  函数筛选出少量分布在失效面附近的候选样本点, 然后采用  $H$  函数从候选样本点中筛选出对提高 Kriging 模型精度贡献最大的点。即结合两种学习函数, 在每一轮迭代中筛选出对提高 Kriging 模型拟合极限状态边界精度贡献最大的样本点。这种新的筛选准则既能有效保证 Kriging 模型的精度, 又能提高效率, 减少了调用功能函数的次数。

### 1.4 迭代停止准则

本文迭代停止准则采用  $K$  折交叉验证<sup>[5]</sup>。将原始 DOE 数据均分成  $K$  组, 每个子集分别做一次验证集, 剩下的  $K-1$  组子集作为训练集, 生成  $K$  个代理模型。根据每个代理模型计算失效概率, 迭代停止准则为

$$\left(\frac{\Delta \hat{P}_f^{\max}}{\hat{P}_f}\right) \leq \epsilon_s \quad (3)$$

式中:  $\Delta \hat{P}_f^{\max} = \max(|\hat{P}_f - P_f^{-i}|), i=1, 2, \dots, K-1$ , 其中  $\hat{P}_f$  为采用所有训练集样本点建立的代理模型计算得到的失效概率,  $P_f^{-i}$  为除去第  $i$  个子集剩下  $K-1$  组子集构建的代理模型所计算的失效概率,  $\epsilon_s$  为阈值, 本文取  $\epsilon_s = 0.02$ 。

### 1.5 收敛准则

在 MC 方法中, MC 样本容量应足够大才能确保失效概率的准确性。尤其是对于失效概率非常低的情况, 需要大量 MC 样本点。可根据变异系数评估样本点数量  $n_{MC}$  对失效概率计算结果的影响<sup>[12]</sup>。

$$C.O.V_{P_f} = \sqrt{\frac{1 - \hat{P}_f}{\hat{P}_f n_{MC}}} \quad (4)$$

每次迭代停止时, 需要对输出的变异系数进行校核, 以确保样本容量足够大。本文取变异系数  $C.O.V_{P_f} \leq 0.05$ 。

### 1.6 改进 AK-MCS 方法的计算流程

改进 AK-MCS 方法 (AK-MCS(UH)) 的建立具体步骤为:

- 1) 在设计空间中采用 MC 采样生成样本集  $S$ , 所有样本点均不调用有限元模型 (FEM)。
- 2) 生成训练集。采用拉丁超立方 (LHS) 采样生成少量样本点, 生成的样本点调用 FEM 计算得出响应集, 建立初始 DOE。
- 3) 根据初始 DOE, 使用 DACE 工具箱建立 Kriging 模型。
- 4) 用 Kriging 模型预测  $S$  集中样本点的响应值, 采用 MC 法计算失效概率  $\hat{P}_f$ 。
- 5) 采用样本筛选准则  $UH$  筛选出最佳样本点  $X$ 。
- 6) 开始停止迭代准则判断。若满足停止条件, 则进入下一步, 否则将样本点  $X$  加入 DOE 中, 返回步骤 3)。重复上述步骤, 直到满足停止准则。
- 7) 进行收敛准则判断。检查失效概率的变异系数  $C.O.V_{P_f}$ , 保证该次试验有足够多的样本点。若计算结果低于设定值, 则输出失效概率, 流程结束; 否则生成新的 MC 样本点, 加入到  $S$  集, 返回步骤 4), 重复上述步骤, 直至满足收敛准则。

以上步骤的流程图如图 1 所示。

在实际工程应用中, 训练集中样本点的响应值往往需要通过耗时的有限元计算得到, 训练集过大意味着计算成本巨大。而本文方法致力于以最少的样本点建立具有足够精度的 Kriging 模型, 从而尽可能减少调用有限元模型的次数, 缩减计算成本。

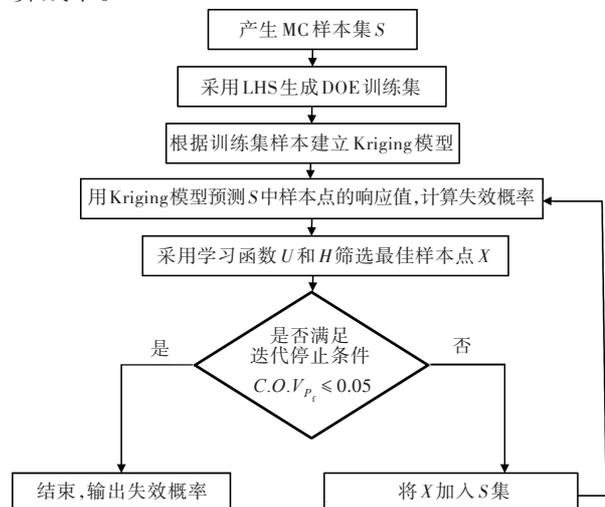


图 1 改进 AK-MCS 方法流程图

Fig.1 Flow chart of improved AK-MCS method

### 1.7 算例展示

为验证本文提出的改进 AK-MCS 方法的有效性和适用性,引用了文献[8]的一个非线性振荡器数学算例,其物理模型如图 2(a)所示。采用不同可靠性方法计算对比。该振荡系统的动态响应,如图 2 所示。

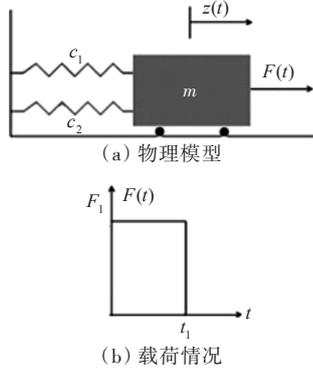


图2 非线性振荡器  
Fig.2 Nonlinear oscillator

该模型的功能函数为<sup>[8]</sup>

$$G(c_1, c_2, m, r, t_1, F_1) = 3r - \left| \frac{2F_1}{m\omega_0^2} \sin\left(\frac{\omega_0 t_1}{2}\right) \right| \quad (5)$$

式中： $\omega_0 = \sqrt{\frac{c_1 + c_2}{m}}$ ，式中各参数含义请参见文献[8]。6个变量均为各自独立的随机变量,其分布范围如表 1 所示。

表1 非线性振荡器设计变量特性

Table 1 Nonlinear oscillator design variable characteristics

随机变量	分布类型	均值	标准差
$m$	正态分布	1	0.05
$c_1$	正态分布	1	0.1
$c_2$	正态分布	0.1	0.01
$r$	正态分布	0.5	0.05
$F_1$	正态分布	1	0.2
$t_1$	正态分布	1	0.2

基于 MC 抽样的  $7 \times 10^4$  个样本点,分别运用

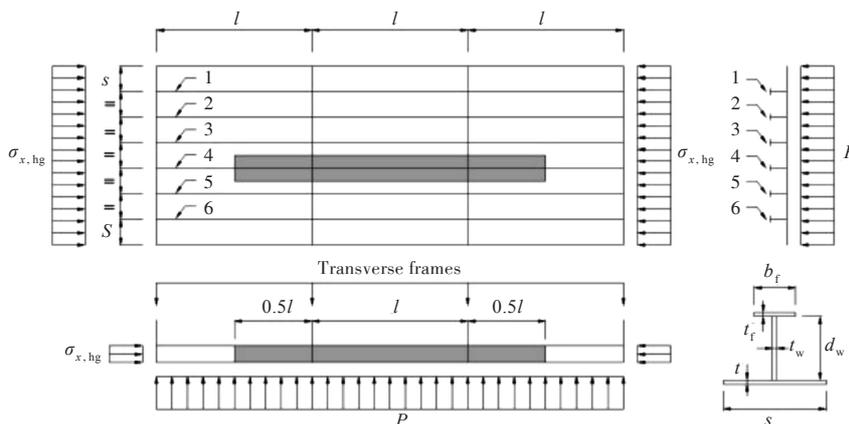


图3 加筋板几何示意图

Fig.3 Geometric diagram of stiffened plates

MC 法、AK-MCS ( $U$ ) 法、AK-MCS ( $H$ ) 法以及 AK-MCS( $UH$ )法等对样本点进行求解,所得结果如表 2 所示。

表2 非线性可靠性计算结果

Table 2 Nonlinear reliability calculation results

计算方法	功能函数调用次数 $N$	失效概率 $P_f$	可靠度 $\beta$	变异系数/%	计算时间/min
MC	$7 \times 10^4$	0.028 357	1.905 5	1.31	0.02
AK-MCS( $U$ )	24+70	0.028 357	1.905 5	1.31	21
AK-MCS( $H$ )	24+76	0.028 357	1.905 5	1.31	30
AK-MCS( $UH$ )	24+34	0.028 357	1.905 5	1.31	14

表 2 中,功能函数调用次数“24+70”为 24 个初始样本点加上 70 个筛选样本点。对比结果可以看出:AK-MCS( $UH$ )方法计算的失效概率与 MC 法的结果一致,说明 AK-MCS( $UH$ )方法具有良好的计算精度;AK-MCS( $UH$ )法仅调用了 58 次功能函数,比 AK-MCS( $U$ )少调用了 36 次,比 AK-MCS( $H$ )少调用了 42 次,显著减少了功能函数的调用次数;AK-MCS( $UH$ )的计算时间为 14 min,比 AK-MCS( $U$ ),AK-MCS( $H$ )的计算时间各减少了 7 和 16 min,说明 AK-MCS( $UH$ )法提高了求解效率。

## 2 基于改进 AK-MCS 法的船舶板架极限强度可靠性分析

由纵骨和横梁组成的板架结构是船舶结构的主要组成部分,因此有必要校核船舶板架的极限强度。在求解船舶板架的极限强度时,材料特性、板厚及载荷等都具有一定的随机性,会对船体板架极限承载能力的计算结果产生影响,因此需要对船舶板架结构极限强度可靠性进行研究。本文将基于改进的 AK-MCS 方法对文献中<sup>[13]</sup>一艘苏伊士型油船的船底板架进行极限强度的可靠性研究,截取船舶中加筋板计算其在组合载荷下的失效概率。几何模型如图 3 所示。

加筋板承受中拱弯矩  $\sigma_{x,hg}$  作用,底板承受横向水压力  $P$ 。加筋板模型的功能函数为

$$G = \sigma_U - \sigma_{x,hg} \quad (6)$$

式中:  $G < 0$  为结构失效;  $\sigma_U$  为加筋板的极限承载能力,即在横向压力、纵向弯矩组合载荷下的极限

强度,调用有限元模型计算;  $\sigma_{x,hg}$  为加筋板在中拱状态下的实际承载压力,可根据 Shu 等<sup>[13]</sup>提出的经验公式进行计算。

$$\sigma_{x,hg} = \frac{X_{msw,m} M_{sw} + X_{mwv,m} X_{mwv,nl} M_{wv}}{Z_y} \quad (7)$$

以上各式中参数含义如表3所示。

表3 加筋板模型参数  
Table 3 Stiffened plate model parameters

参数	定义	设计值	标准差	分布类型
$l / \text{mm}$	横向强框架距离	5 450	0	
$s / \text{mm}$	加强筋间距	900	0	
$t / \text{mm}$	底板厚度	21.5	0.5	正态分布
$t_w / \text{mm}$	T型材腹板厚度	15.5	0.5	正态分布
$t_f / \text{mm}$	T型材面板厚度	22.5	0.5	正态分布
$d_w / \text{mm}$	T型材腹板高度	580	0	
$b_f / \text{mm}$	T型材面板宽度	210	0	
$Z_y / \text{m}^3$	板架的抗弯模量	55.2	0	
$E / \text{MPa}$	弹性模量	206 000	0	
$\sigma_Y / \text{MPa}$	屈服应力,理想弹塑性	315	0	
$\nu$	泊松比	0.3	0	
$P / \text{MPa}$	船底板承受的横向载荷	0.16	0	
$M_{sw} / (\text{MN} \cdot \text{m})$	静水弯矩	2 476.7	707.6	正态分布
$M_{wv} / (\text{MN} \cdot \text{m})$	波浪弯矩	4 402	383.7	极值1分布
$X_{msw,m}$	静水弯矩不确定因子	1	0.1	正态分布
$X_{mwv,m}$	波浪弯矩不确定因子	1	0.1	正态分布
$X_{mwv,nl}$	波浪弯矩非线性因子	1	0.1	正态分布

该计算模型选用了纵向双跨距的 1/2+1+1/2 单根加筋板模型,如图4所示。本模型同时考虑了几何尺寸与外载荷的不确定性,加筋板模型参数如表3所示。

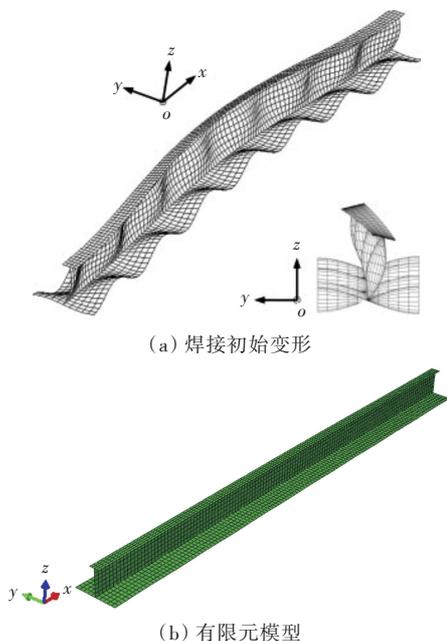
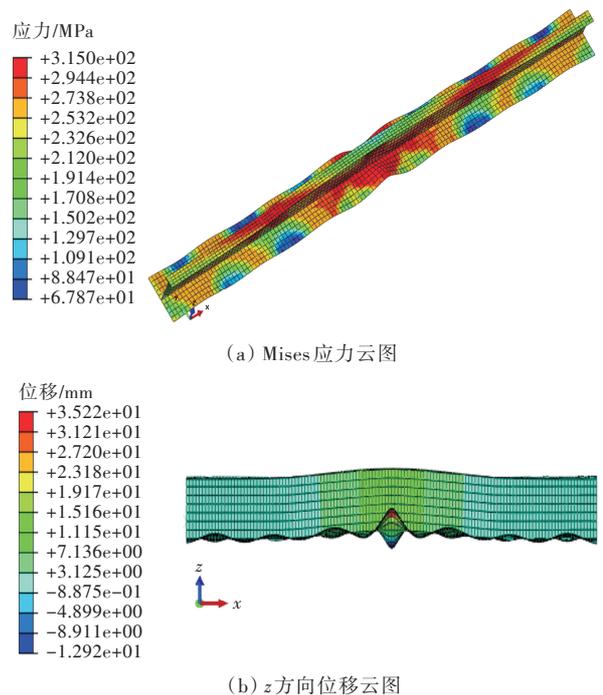
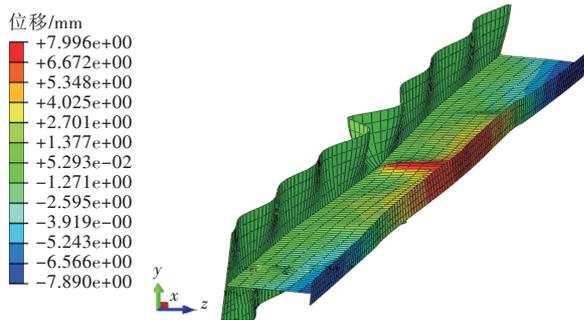


图4 加筋板有限元模型以及焊接初始变形(比例因子为50)  
Fig.4 Finite element model of stiffened plates and initial deformation of welding (scale factor is 50)

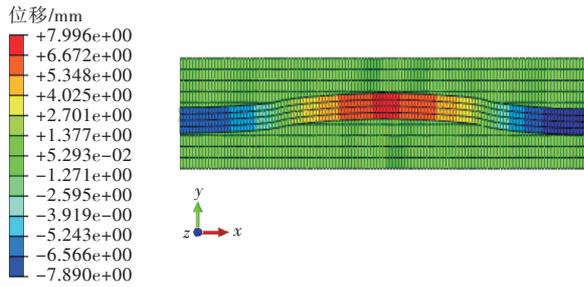
图5为尺寸取设计值时加筋板在极限状态下的有限元计算结果。

从图5(b),图5(c),图5(d)可知,板架的失效模式分别由梁柱屈曲失效、桁材腹板失效和加筋侧倾失效3种失效模式耦合组成。





(c) y方向位移



(d) y方向位移

图5 加筋板极限状态下有限元模型计算云图  
(变形放大倍数为8)

Fig.5 The finite element calculation cloud chart of stiffened plate under limit state(deformation magnification is 8)

本算例对比了文献[4]的改进蒙特卡罗法(BP-MC)<sup>[4]</sup>和文献[13]采用MCS以及结合二阶响应面的MC模拟(RS-MC)计算的加筋板的失效概率。同时,采用AK-MCS(*U*)法,AK-MCS(*H*)法以及AK-MCS(*UH*)法对其进行求解,计算结果如表4所示。

表4 加筋板可靠度计算结果

Table 4 Stiffened plate reliability calculation result

算法	失效概率	可靠度指标	计算次数	MC样本点
BP-MC	$6.50 \times 10^{-6}$	4.360	219	$7 \times 10^7$
RS-MC	$4.58 \times 10^{-6}$	4.440	500	$5 \times 10^6$
MC	$7.51 \times 10^{-6}$	4.330	$3.3 \times 10^8$	$3.3 \times 10^8$
AK-MCS( <i>U</i> )	$7.90 \times 10^{-6}$	4.317	265	$5 \times 10^7$
AK-MCS( <i>H</i> )	$6.30 \times 10^{-6}$	4.367	283	$5 \times 10^7$
AK-MCS( <i>UH</i> )	$7.90 \times 10^{-6}$	4.317	181	$5 \times 10^7$

由表4可知,改进AK-MCS方法(AK-MCS(*UH*))计算得到的失效概率最接近MC方法的计算值,具有较高的计算精度。且仅需调用有限元模型181次,比AK-MCS(*U*)法、AK-MCS(*H*)法和BP-MC法各少调用84,102和38次,是6种方法中调用有限元模型次数最少的可靠性方法,有效降低了计算成本,对于船舶板架结构极限强度计算具有较好的适用性。

### 3 结论

在工程实际应用中,通常保留了非常大的安

全裕度,因此失效概率非常小。在此情况下,难以进行可靠性评估,尤其是当单次有限元模型仿真耗时较长时,计算成本将非常庞大。船舶结构极限强度可靠性分析具备以上特点,为此本文提出了改进AK-MCS法,并将其应用于组合载荷作用下的船底板架极限强度可靠性分析,得到如下主要结论:

1) 改进AK-MCS法具有较高的求解精度和效率。以非线性振荡器数学模型为例,验证了该方法的可行性。可见,改进AK-MCS法的计算结果与MC法结果一致,且显著减少了调用功能函数的次数和计算时间,在保证求解精度的同时提高了计算效率。

2) 改进AK-MCS法在船舶板架极限强度可靠性研究中具有良好的适用性和高效性,与MC法计算结果相比,计算误差只有5%,与文中其他方法相比最接近于MC法的计算结果,且调用有限元模型次数比原方法减少了32%,有效降低了计算成本。

本文所提改进AK-MCS方法具有较好的继承性,适用于其他行业的高可靠度工程结构问题,也可以与智能优化算法结合进行可靠性优化设计。

### 参考文献:

- [1] 邱志平, 陆强华. 结构可靠性分析的改进BP神经网络蒙特卡洛模拟方法[C]//随机振动理论与应用新进展——第六届全国随机振动理论与应用学术会议论文摘要集. 天津: 中国振动工程学会随机振动专业委员会, 2008.  
QIU Z P, LU Q H. Improved BP ANN Monte Carlo simulation method for structural reliability analysis [C]// National Conference of Random Vibration and Applications. Tianjin: Professional Committee on Random Vibration of Chinese Society of Vibration Engineering, 2008 (in Chinese).
- [2] RASHKI M, MIRI M, AZHDARY MOGHADDAM M. A new efficient simulation method to approximate the probability of failure and most probable point [J]. Structural Safety, 2012, 39: 22-29.
- [3] 张亮, 赵娜. 基于BP神经网络-Monte Carlo法的结构可靠性分析[J]. 现代电子技术, 2010, 33(12): 59-61.  
ZHANG L, ZHAO N. Structure reliability analysis based on BP neural network Monte Carlo method [J]. Modern Electronics Technique, 2010, 33(12): 59-61 (in Chinese).
- [4] 陈松坤, 王德禹. 基于神经网络的蒙特卡罗可靠性

(下转第168页)

- Held Jointly with 2009 28th Chinese Control Conference. Shanghai, China: IEEE, 2009.
- [8] JOHANSEN T A, FUGLSETH T P, TØNDEL P, et al. Optimal constrained control allocation in marine surface vessels with rudders [J]. *Control Engineering Practice*, 2008, 16(4): 457–464.
- [9] 吴显法, 王言英. 动力定位系统的推力分配策略研究[J]. *船海工程*, 2008, 37(3): 92–96.
- WU X F, WANG Y Y. Design of the thrust allocation for the dynamic positioning system [J]. *Ship & Ocean Engineering*, 2008, 37(3): 92–96 (in Chinese).
- [10] 梁海志, 乔东生, 李芦钰, 等. 基于遗传算法的半潜式平台动力定位系统动态约束可行域推力分配法[J]. *船舶力学*, 2018, 22(10): 1224–1232.
- LIANG H Z, QIAO D S, LI L Y, et al. Dynamic positioning system thrust allocation of semi-submersible platform based on dynamical constraint allocation method [J]. *Journal of Ship Mechanics*, 2018, 22(10): 1224–1232 (in Chinese).
- [11] 王芳, 潘再生, 万磊, 等. 深水钻井平台动力定位的推力分配研究[J]. *船舶力学*, 2013, 17(2): 19–28.
- WANG F, PAN Z S, WAN L, et al. Optimal thrust allocation for a dynamically positioned deepwater drilling rig [J]. *Journal of Ship Mechanics*, 2013, 17(2): 19–28 (in Chinese).
- [12] YANG S Z, WANG L, SUN P. Optimal thrust allocation logic design of dynamic positioning with pseudo-inverse method [J]. *Journal of Shanghai Jiaotong University*, 2011, 16(1): 118–123.
- [13] DANG J, LAHEIJ H. Hydrodynamic aspects of steerable thrusters [C]//Marine Technology Society, Dynamic Positioning Conference. Houston, USA: [s.n.], 2004.
- [14] SMOGELI Ø N. Control of marine propellers from normal to extreme conditions [D]. Trondheim, Norway: Norwegian University of Science and Technology, 2006.
- [15] COZIJN H, HALLMANN R, KOOP A. Analysis of the velocities in the wake of an azimuthing thruster, using PIV measurements and CFD calculations [C]//Marine Technology Society Conference on Dynamic Positioning. Houston, USA: [s.n.], 2010.



#### (上接第 128 页)

- 分析方法[J]. *上海交通大学学报*, 2018, 52(6): 687–692.
- CHEN S K, WANG D Y. An improved Monte Carlo reliability analysis method based on neural network [J]. *Journal of Shanghai Jiaotong University*, 2018, 52(6): 687–692 (in Chinese).
- [5] XIAO N C, ZUO M J, ZHOU C N. A new adaptive sequential sampling method to construct surrogate models for efficient reliability analysis [J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2018, 169: 330–338.
- [6] 侯国祥, 徐凯, 朱梅林, 等. 应用神经网络-蒙特卡罗法的可靠性分析方法[J]. *华中科技大学学报(自然科学版)*, 2002, 30(4): 84–86.
- HOU G X, XU K, ZHU M L, et al. Reliability analysis method based on artificial neural networks-Monte Carlo method [J]. *Journal of Huazhong University of Science and Technology (Nature Science Edition)*, 2002, 30(4): 84–86 (in Chinese).
- [7] LYU 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.
- [8] 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.
- [9] ZHENG P J, WANG C M, ZONG Z H, et al. A new active learning method based on the learning function U of the AK-MCS reliability analysis method [J]. *Engineering Structures*, 2017, 148: 185–194.
- [10] SHANNON C E. A mathematical theory of communication [J]. *The Bell System Technical Journal*, 1948, 27(3): 379–423.
- [11] 张崎. 基于 Kriging 方法的结构可靠性分析及优化设计 [D]. 大连: 大连理工大学, 2005.
- ZHANG Q. Structural reliability analysis and optimization based on Kriging technique [D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2005 (in Chinese).
- [12] GASPAR B, NAESS A, LEIRA B J, et al. System reliability analysis of a stiffened panel under combined uniaxial compression and lateral pressure loads [J]. *Structural Safety*, 2012, 39: 30–43.
- [13] SHU Z, MOAN T. Reliability analysis of a bulk carrier in ultimate limit state under combined global and local loads in the hogging and alternate hold loading condition [J]. *Marine Structures*, 2011, 24(1): 1–22.