

基于指示误差控制 Kriging 的增升装置 磨损可靠性分析

冯蕴雯¹, 周思睿¹, 薛小锋¹, 陈俊宇¹, 曹锦帆¹, 陈先民², 葛建兵³

(1.西北工业大学 航空学院, 陕西 西安 710072;
2.中国飞机强度研究所 强度与结构完整性全国重点实验室, 陕西 西安 710065;
3.上海航空工业(集团)有限公司 标准化部, 上海 200232)

摘 要:针对学习函数作为收敛准则的 Kriging 代理模型存在无法直接准确反映预测失效概率精度与建模计算成本高的问题,提出一种基于指示误差控制的 Kriging(indicator error controlled Kriging, IEC Kriging)可靠性分析方法。以 Kriging 为基础模型,通过 IEC Kriging 构建样本信息、功能函数、失效概率的序列传导关系,借助各样本点的指示符号判断正误,分析预测失效概率误差,并考虑候选样本点对预测精度的修正作用,设计以总体样本指示误差上界为判据的样本动态筛选策略,将修正作用最大的样本点纳入训练样本集对代理模型进行优化,在保证预测结果精度的同时提高建模效率。以某型飞机增升装置关节轴承为例,运用所提方法开展了机构磨损可靠性分析,与 EGO 学习函数和 U 学习函数 Kriging 方法相比,所提方法在可靠性计算效率方面具有显著优势,可为机构可靠性分析提供理论方法参考。

关 键 词:增升装置;磨损可靠性;Kriging 代理模型;误差控制;动力学仿真

中图分类号:V224. + 5; V240.2

文献标志码:A

文章编号:1000-2758(2026)02-0213-09

气动载荷、机构摩擦、材料性能等多因素不确定性与增升装置的复杂性导致机构磨损可靠性分析存在高度非线性、无法采用显式功能函数表达等问题。针对高度非线性隐式功能函数的结构机构可靠性问题,矩方法和数字模拟法难以适用于实际工程问题。为解决复杂机构的可靠性分析问题,学者们采用代理模型方法近似真实功能函数开展可靠性分析,其中 Kriging 代理模型对非线性程度较高和局部响应突变问题具有良好的拟合效果,得到了广泛应用^[1]。而 Kriging 代理模型的收敛准则与改进策略是影响结构机构可靠性分析精度与效率的关键。

当前针对 Kriging 代理模型的收敛准则与改进策略大多基于学习函数定义,如采用 EGO 函数^[2-3]、U 函数^[4-6]、EFF 函数^[7-9]等。针对学习函数的局限

性,许多学者也提出了多种改进策略,如洪林雄等^[10]为使 EGO 学习函数的选点策略更符合可靠度计算要求,提出了 IEGO 函数,避免了对不必要区域的过量选点,有效提高了可靠性计算效率;高进等^[11]在 IEGO 函数基础上进一步考虑了样本点距离对拟合效率的影响,提出了改进 IEGO 函数,使训练样本点在极限状态面分布更加均匀,进一步提升了计算效率;智鹏鹏等^[12]基于 U 函数和 IEI 函数提出限定域下的交替加点策略,显著提高 Kriging 代理模型的构建效率;Chen 等^[13]考虑候补样本对 Kriging 模型指示误差的改进影响,提出基于指示误差的收敛准则与改进策略,保证了代理模型精度与建模效率的平衡。Sun 等^[14]提出 LIF 学习函数,同时考虑了 Kriging 模型提供的统计信息和输入变量的联合概率密度函数。Peng 等^[15]提出 SEUR 学习函数,基于具有固定超参数的元模型静态信息构建预期失效概率边界,提高可靠性分析的准确性。Wang 等^[16]提出基于简单罚函数的主动学习函数,

收稿日期:2025-08-02

作者简介:冯蕴雯(1968—),教授

通信作者:冯蕴雯(1968—) e-mail:fengyunwen@nwpu.edu.cn

查找接近极限状态面的最佳样本点,将距离函数引入新学习函数中,避免过度拟合代理模型。Liu 等^[17]提出一种增强梯度算法与 U 学习函数结合的自适应 Kriging 方法,能够提升大量训练样本情况下的计算效率。Wang 等^[18]提出了一种基于安全最优超球面的候选样本池减小策略的 Kriging 代理模型方法,高效估计随机和区间混合不确定性下的失效概率上下限。而以学习函数为收敛准则要求候选样本池的所有样本点均要满足准则要求,无法直接反映预测失效概率的精度,当预测失效概率精度足够时,可能仍需添加大量样本满足收敛准则,因此在面对高维问题时存在不易收敛的问题^[19]。针对此问题,Lav 等^[19]采用失效概率稳定性指标作为收敛准则,提高了 Kriging 代理模型的收敛速度;杨旭峰等^[20]提出一种基于失效概率误差的收敛标准,通过估计误差分布结合采样方法确定误差的置信区间,结合 U 学习函数改进代理模型,能够较大幅度上反映失效概率的真实误差,提高建模效率。Fan 等^[21]提出基于失效概率区间宽度的 Kriging 代理模型收敛准则与 KL 学习函数,提高自适应 Kriging 的建模效率。然而,上述学者们虽改进了作为收敛准则的学习函数,但仍未考虑候选样本点对全局精度改进的模型更新策略。

通过文献调研发现,学习函数的停止准则聚焦于单个样本点的局部预测可靠性,可提供点预测准

确的概率;但 Kriging 预测精度与失效概率预测精度的关系依赖于关键区域的误差累积,属于全局积分精度问题。两者的本质差异导致学习函数作为收敛准则可能无法直接反映这种关联。此外,学习函数作为代理模型的更新策略也并没有考虑候选样本点对于全局预测精度的影响,同样无法高效地推进代理模型的更新改进。针对上述问题,本文提出一种基于指示误差控制的 Kriging (indicator error controlled kriging, IEC Kriging) 可靠性分析方法,通过推导 Kriging 代理模型预测失效概率与实际失效概率的相对误差,基于 Kriging 模型在每个样本点的符号判断错误概率,构建 Kriging 模型总体样本指示误差范围,建立了总体样本指示误差上界不大于预设精度的收敛准则;通过量化分析候选样本对模型预测结果精度的改进贡献度,优选高影响度样本实施代理模型迭代优化,在保障失效概率计算精度的前提下,提升模型构建效率,采用增升装置关节轴承磨损可靠性分析实例验证了该方法的有效性,为同类机构的可靠性分析提供了可借鉴的方法。

1 IEC Kriging 方法

1.1 基于 IEC Kriging 方法可靠性分析流程

基于指示误差控制 Kriging 方法的机构磨损可靠性分析流程如图 1 所示。基于 IEC Kriging 可靠

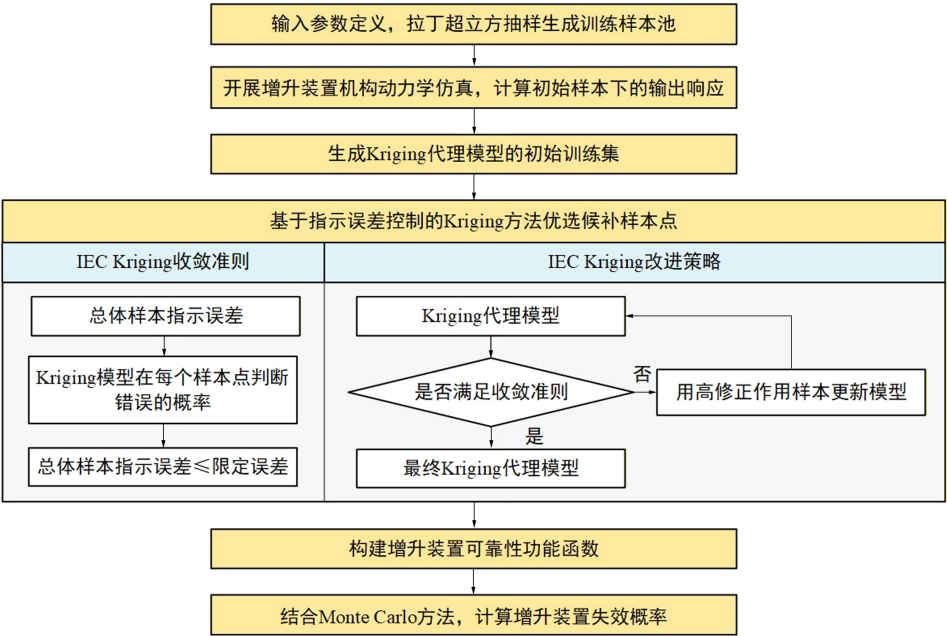


图 1 基于 IEC Kriging 方法的机构磨损可靠性分析流程

性分析方法如下:根据机构磨损可靠性分析中涉及参数分布的随机性,结合拉丁超立方抽样方法生成 Kriging 的训练样本池;选取初始样本,开展机构动力学仿真,计算初始样本输入下的输出响应,生成 Kriging 代理模型的初始训练集;分析 Kriging 模型预测机构失效概率的误差,在候补样本池中优选改进影响程度最大的样本点对代理模型进行优化,构建最终的可靠性功能函数;最终结合 Monte Carlo 方法,计算失效概率。

1.2 IEC Kriging 方法原理

Kriging 模型可以近似表达为一个随机分布函数和一个多项式之和,即

$$g_k(\boldsymbol{X}) = \boldsymbol{f}^T(\boldsymbol{X})\boldsymbol{\beta} + z(\boldsymbol{X}) \tag{1}$$

式中: $g_k(\boldsymbol{X})$ 为未知的 Kriging 模型; $\boldsymbol{f}(\boldsymbol{X})$ 为随机向量 $\boldsymbol{X}$ 的基函数; $\boldsymbol{\beta}$ 为回归函数待定系数向量; $z(\boldsymbol{X})$ 为期望为 0, 方差为 σ^2 的高斯随机过程, 其协方差矩阵的分量可表示为

$$\text{cov}[z(\boldsymbol{x}^{(i)}), z(\boldsymbol{x}^{(j)})] = \sigma^2 [R(\boldsymbol{x}^{(i)}, \boldsymbol{x}^{(j)})] \tag{2}$$

式中, $R(\boldsymbol{x}^{(i)}, \boldsymbol{x}^{(j)})$ 为相关函数表达式, 可表示为

$$R(\boldsymbol{x}^{(i)}, \boldsymbol{x}^{(j)}) = \exp\left(-\sum_{k=1}^m \theta_k |\boldsymbol{x}_k^{(i)} - \boldsymbol{x}_k^{(j)}|^2\right) \tag{3}$$

式中, $\theta_k (k = 1, 2, \dots, m)$ 为未知的相关参数。

未知点 $\boldsymbol{x}$ 处的响应估计值为

$$g_k(\boldsymbol{x}) = \boldsymbol{f}^T(\boldsymbol{x})\hat{\boldsymbol{\beta}} + \boldsymbol{r}^T(\boldsymbol{x})\boldsymbol{R}\boldsymbol{x}^{-1}(\boldsymbol{g} - \boldsymbol{F}\hat{\boldsymbol{\beta}}) \tag{4}$$

式中: $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ 为 $\boldsymbol{\beta}$ 的估计值; $\boldsymbol{g}$ 为训练样本数据的响应值构成的列向量; $\boldsymbol{F}$ 为由 m 个样本点处的回归模型组成的 $m \times p$ 矩阵; $\boldsymbol{r}(\boldsymbol{x})$ 为训练样本点和预测点之间的相关函数向量。

对于任意一个未知点 $\boldsymbol{x}$, $g_k(\boldsymbol{x})$ 服从正态分布, 即 $g_k(\boldsymbol{x}) \sim N(\mu_{g_k}(\boldsymbol{x}), \sigma_{g_k}^2(\boldsymbol{x}))$ 。

$$\mu_{g_k}(\boldsymbol{x}) = \boldsymbol{f}^T(\boldsymbol{x})\hat{\boldsymbol{\beta}} + \boldsymbol{r}^T(\boldsymbol{x})\boldsymbol{R}^{-1}(\boldsymbol{g} - \boldsymbol{F}\hat{\boldsymbol{\beta}}) \tag{5}$$

$$\sigma_{g_k}^2(\boldsymbol{x}) = \sigma^2 [1 - \boldsymbol{r}^T(\boldsymbol{x})\boldsymbol{R}^{-1}\boldsymbol{r}(\boldsymbol{x}) + \boldsymbol{w}^T(\boldsymbol{F}^T\boldsymbol{R}^{-1}\boldsymbol{F})^{-1}\boldsymbol{w}] \tag{6}$$

$$\boldsymbol{w} = \boldsymbol{F}^T\boldsymbol{R}^{-1}\boldsymbol{r}(\boldsymbol{x}) - \boldsymbol{f}(\boldsymbol{x}) \tag{7}$$

Kriging 代理模型的预测总体样本指示误差可定义为

$$\varepsilon = \left| \frac{P_f - \hat{P}_f}{P_f} \right| = \left| \frac{\sum_{i=1}^N I(g(\boldsymbol{x}_i)) - \sum_{i=1}^N I(g_k(\boldsymbol{x}_i))}{\sum_{i=1}^N I(g(\boldsymbol{x}_i))} \right| \tag{8}$$

式中: P_f 为实际功能函数计算所有抽样样本的失效

概率; $\hat{P}_f$ 为训练的 Kriging 代理模型预测所有抽样样本的失效概率; $I(\cdot)$ 为失效指示函数, 当 $g(\boldsymbol{x}) > 0$ 时其值为 0, $g(\boldsymbol{x}) \leq 0$ 时其值为 1。 $g(\boldsymbol{x})$ 为实际功能函数, $g_k(\boldsymbol{x})$ 为 Kriging 代理模型预测的功能函数。 N 为总的抽样样本数量。

在总抽样样本中, 有 N_1 个样本 Kriging 代理模型预测准确, N_2 个样本实际安全但 Kriging 代理模型将样本预测为失效, N_3 个样本实际失效但 Kriging 代理模型将样本预测为安全。 则有

$$\sum_{i=1}^N I(g(\boldsymbol{x}_i)) = \sum_{i=1}^{N_1} I(g(\boldsymbol{x}_i)) + N_3 \tag{9}$$

$$\sum_{i=1}^N I(g_k(\boldsymbol{x}_i)) = \sum_{i=1}^{N_1} I(g(\boldsymbol{x}_i)) + N_2$$

由上述公式, 可推得误差为

$$\varepsilon = \left| \frac{N_3 - N_2}{\sum_{i=1}^N I(g_k(\boldsymbol{x}_i)) - N_2 + N_3} \right| \tag{10}$$

由于实际功能函数未知, N_2, N_3 的具体数值不可解, 但可对指示误差的范围进行估计。 如果 Kriging 代理模型能够准确预测每个样本点是否失效, 则预测误差为 0, 即误差下界 $\varepsilon_m = 0$ 。

对于误差上界, 由于 $\sum_{i=1}^{N_1} I(g(\boldsymbol{x}_i)) \geq 0, N_2 \geq 0,$

$N_3 \geq 0$, 则有

$$\varepsilon = \frac{1}{\frac{\sum_{i=1}^N I(g_k(\boldsymbol{x}_i))}{|N_3 - N_2|} + 1} \leq \frac{1}{\frac{\sum_{i=1}^N I(g_k(\boldsymbol{x}_i))}{N_2 + N_3} + 1} \tag{11}$$

由此可得总体样本指示误差上界为

$$\varepsilon_M = \frac{N_2 + N_3}{\sum_{i=1}^N I(g_k(\boldsymbol{x}_i)) + N_2 + N_3} \tag{12}$$

Kriging 代理模型 $g_k(\boldsymbol{x})$ 在任意一点 $\boldsymbol{x}$ 的后验分布为 $g_k(\boldsymbol{x}) \sim N(\mu_{g_k}(\boldsymbol{x}), \sigma_{g_k}^2(\boldsymbol{x}))$, 则 $g_k(\boldsymbol{x})$ 符号判断错误的概率为

$$P = \Phi\left(-\frac{|g_k(\boldsymbol{x})|}{\sigma_{g_k}(\boldsymbol{x})}\right) \tag{13}$$

令事件 $X_i = 0$ 代表第 i 个样本点 Kriging 代理模型预测正确, $X_i = 1$ 代表第 i 个样本点 Kriging 代理模型预测错误。 则 Kriging 代理模型预测错误的样本数量 N_F 为

$$N_F = N_2 + N_3 = \sum_{i=1}^N \Phi\left(-\frac{|g_k(\mathbf{x})|}{\sigma_{g_k}(\mathbf{x})}\right) \quad (14)$$

则失效概率误差上界为

$$\varepsilon_M = \frac{\sum_{i=1}^N \Phi\left(-\frac{|g_k(\mathbf{x})|}{\sigma_{g_k}(\mathbf{x})}\right)}{\sum_{i=1}^N I(g_k(\mathbf{x})) + \sum_{i=1}^N \Phi\left(-\frac{|g_k(\mathbf{x})|}{\sigma_{g_k}(\mathbf{x})}\right)} \quad (15)$$

预设精度水平为 ε_t , 当 $\varepsilon_M \leq \varepsilon_t$ 时, 实际的误差 $\varepsilon \leq \varepsilon_M \leq \varepsilon_t$, 因此构建 IEC Kriging 方法的收敛准则为 $\varepsilon_M \leq \varepsilon_t$ 。

当 $\varepsilon_M > \varepsilon_t$ 时, 需要从候选样本点中选取训练样本来提高 Kriging 代理模型的预测精度。由此考虑新引入的样本对 Kriging 代理模型的改进影响程度 Δ , 并选取改进影响程度最大的样本点对代理模型进行优化。IEC Kriging 方法的改进策略如下:

对于 N 个训练样本, 定义每个样本对指示误差的平均贡献为 C_N , 如(16) 式所示。

$$C_N = \frac{\varepsilon(N)}{N} \quad (16)$$

式中, $\varepsilon(N)$ 为 N 个训练样本下 Kriging 代理模型的总体指示误差。则增加第 $N + 1$ 个样本时, 每个样本对指示误差的平均贡献为 $C_{N+1} = \frac{\varepsilon(N + 1)}{N + 1}$ 。定义候选样本的总体指示误差修正度为 Δ , 如(17) 式所示。

$$\Delta = C_N - C_{N+1} = \frac{\varepsilon(N)}{N} - \frac{\varepsilon(N + 1)}{N + 1} \quad (17)$$

候选样本的选取准则基于其对总体指示误差的影响程度, 即选取误差修正程度最大的样本点对 Kriging 代理模型进行优化, 选取样本点 x^* 应满足(18)式。

$$x^* = \operatorname{argmax}(\Delta) \quad (18)$$

2 基于 IEC Kriging 方法的增升装置
关节轴承磨损可靠性分析

2.1 增升装置刚柔耦合动力学仿真模型建立

某型飞机增升装置机构由 4 套襟翼运动机构和 1 套副翼运动机构组成。4 套襟翼机构分别由 4 个作动器驱动摇臂旋转, 摇臂与翼面通过关节轴承连接, 通过摇臂旋转推动翼面进行偏转; 副翼机构由作动器驱动 2 套四连杆机构实现翼面偏转, 某型飞机

增升装置机构简图如图 2 所示。其中, 翼面为复合材料, 摇臂与连杆机构为铝合金, 详细参数如表 1 所示。

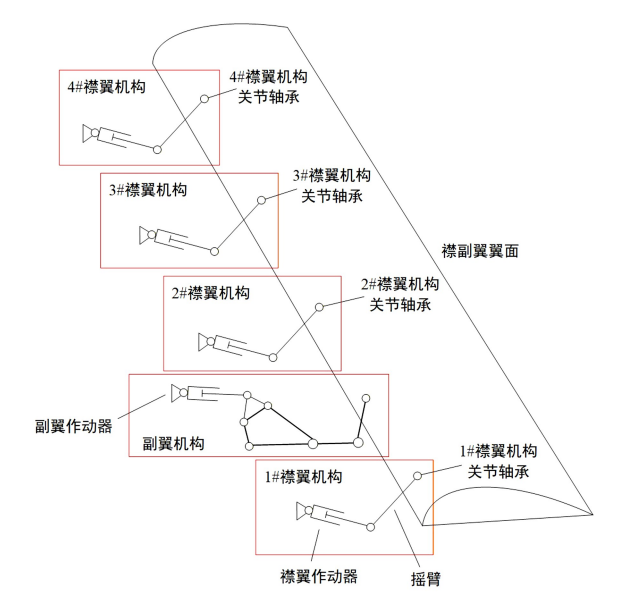


图 2 某型飞机增升装置机构简图

表 1 增升装置结构材料参数表

结构	材料	密度/ (kg · m ⁻³)	弹性模量/ MPa	泊松比
翼面	复合材料	1 000	E_1 :10 300	0.331
			E_2 :6 440	
			G :3 810	
摇臂与 连杆机构	铝合金	2 830	刚体	

由于翼面的刚度相较于连杆机构小得多, 其变形量也显著大于连杆机构, 为保证传力的合理性, 通常将翼面柔性化处理, 对翼面进行有限元离散, 采用 Craig-Bampton 法^[22]进行柔性体建模。

在 MotionView 动力学分析软件中建立增升装置的刚体动力学模型, 并导入翼面柔性体模型替换原有的刚体翼面, 在连接边界处采用 RBE2 连接单元进行耦合, 完成增升装置刚柔耦合动力学模型构建。根据增升装置各工况的载荷条件施加气动载荷, 其方向均垂直翼面向上。该型飞机增升装置工况如表 2 所示, 包括起飞、巡逻和进场 3 种工况, 其中巡逻工况为飞机在特定空域内进行探测工作的工况^[23]。气动载荷加载点位如图 3 所示, 气动载荷随工况时间变化曲线如图 4 所示, 气动载荷随工况变

化而变化,在飞机进入起飞、巡逻和进场阶段时随增升装置驱动翼面放出,翼面的气动载荷整体增大;起飞、巡逻和进场阶段结束,增升装置驱动翼面收回,翼面气动载荷整体变小。

表 2 增升装置工况表

工况	仿真时间/s	增升装置运动过程/(°)
起飞	0~5	0~13
	15~20	13~0
巡逻	45~50	0~7
	95~100	7~0
进场	120~125	0~20
	155~160	20~0

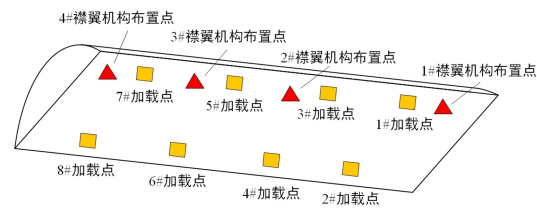


图 3 增升装置翼面气动载荷加载点

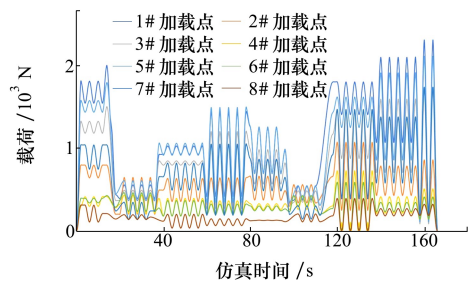


图 4 增升装置翼面气动载荷历程

通过动力学仿真提取各铰链关节轴承处的交点载荷和关节轴承的偏转角度,如图 5~6 所示,增升装置关节轴承处的交点载荷与翼面气动载荷趋势一致,各个摇臂与翼面的交点载荷在进场阶段达到最

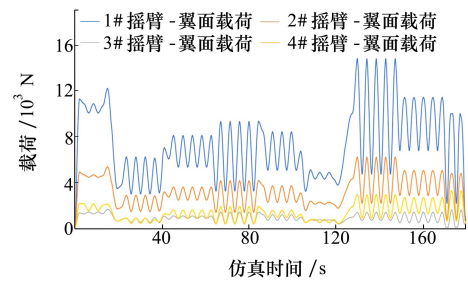


图 5 增升装置关节轴承处交点载荷仿真结果

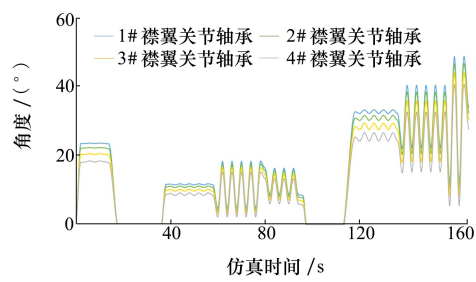


图 6 增升装置关节轴承偏转角度仿真结果

大;增升装置关节轴承的偏转角度变化与翼面偏转工况一致,在起飞、巡逻以及进场阶段关节轴承有角度偏转变化。通过仿真结果可以发现,1#摇臂与翼面连接轴承的载荷与转动角度均最高,是增升装置磨损失效的薄弱环节。

2.2 基于 IEC Kriging 方法的增升装置关节轴承磨损可靠性分析

采用 Archard 磨损模型分析增升装置关节轴承磨损可靠性,Archard 磨损模型如(19)式所示。

W=Kw⋅pL/H (19)

式中:W为磨损深度;K_w为磨损系数;p为接触应力;L为磨损滑动距离;H为较软材料的布氏硬度,通常取H=3σ_s,σ_s为材料的屈服强度。

依据 JB/T 8565—2010《关节轴承 额定动载荷与寿命》中提出的当量动载荷计算公式^[24],与动力学仿真提取的 1#关节轴承处交点载荷,确定关节轴承的接触应力为

p=k/Cdr⋅√(Fmin²+Fmax²)/2 (20)

式中:p为接触应力;k为耐压模数,该型关节轴承摩擦副为钢/PTFE 织物,根据标准选取k=150 N/mm²;C_{dr}为关节轴承的径向额定动载荷。

关节轴承的磨损滑动距离可以通过动力学仿真确定,关节轴承的磨损滑动距离计算公式为

L=πd/360°⋅φ (21)

式中:L为磨损滑动距离;d为关节轴承球面直径;φ为动力学仿真测得的关节轴承偏转角度。

考虑增升装置在任务过程中所受气动载荷、摩擦因数以及轴承材料性能等参数的不确定性影响,假设上述随机变量相互独立,且服从正态分布。通过拉丁超立方抽样对随机变量进行抽样,生成 IEC

Kriging 的训练样本池。随机变量的数值特征如表 3 所示。

表 3 随机变量数值特征		
参数	均值	标准差
气动载荷系数 λ (气动载荷与均值的比值)	1	0.1
摩擦因数	0.05	8.3×10^{-3}
PTFE 织物屈服强度	25	2.5

设关节轴承的许用磨损量为 W^* , 则机构磨损可靠性模型为

$$P_f = \{g(\mathbf{X}) = W^* - W(\mathbf{X}) \leq 0\} \quad (22)$$

基于输入样本的动力学仿真结果,提取关节轴承处交点载荷和偏转角度,形成 IEC Kriging 代理模型的训练样本集,候选样本池容量为 1×10^6 , 初始训练样本点数为 50。

将本文提出的 IEC Kriging 方法和 EGO Kriging 方法、U Kriging 方法在增升装置关节轴承磨损可靠性分析案例中进行对比。EGO 学习函数的 Kriging 代理模型适用于低维问题的分析^[25]; U 学习函数适用于高维非线性的结构机构可靠性分析,但随着维度的提升,计算效率有显著降低^[26]。3 种 Kriging 方法对比如表 4 所示。

表 4 IEC、EGO、U 学习函数 Kriging 方法对比

Kriging 方法	学习函数	更新策略
IEC Kriging	$\varepsilon_M = \frac{\sum_{i=1}^N \Phi\left(-\frac{ g_K(\mathbf{x}) }{\sigma_{g_K}(\mathbf{x})}\right)}{\sum_{i=1}^N I(g_K(\mathbf{x})) + \sum_{i=1}^N \Phi\left(-\frac{ g_K(\mathbf{x}) }{\sigma_{g_K}(\mathbf{x})}\right)}$	$x^* = \operatorname{argmax}(\Delta)$
EGO Kriging	$E(\mathbf{x}) = (g_{\min} - g_K(\mathbf{x})) \Phi\left(\frac{g_{\min} - g_K(\mathbf{x})}{\sigma_{g_K}(\mathbf{x})}\right) + \sigma_{g_K}(\mathbf{x}) \varphi\left(\frac{g_{\min} - g_K(\mathbf{x})}{\sigma_{g_K}(\mathbf{x})}\right)$	$x^* = \operatorname{argmin}(E)$
U Kriging	$U(\mathbf{x}) = \left \frac{\mu_{g_K}(\mathbf{x})}{\sigma_{g_K}(\mathbf{x})} \right $	$x^* = \operatorname{argmin}(U)$

3 种方法的可靠性分析结果对比如表 5 所示。其中接近程度与提升程度的计算如(23)~(24)式所示。

$$M_j = \left| \frac{P_{f\text{Kriging}} - P_{f\text{MC}}}{P_{f\text{MC}}} \right| \times 100\% \quad (23)$$

$$r_t = \left| \frac{P_{\text{IEC Kriging}} - P_{\text{EGO/U Kriging}}}{P_{\text{EGO/U Kriging}}} \right| \times 100\% \quad (24)$$

由表 5 结果可得,对比以 EGO 学习函数和 U 学习函数为基础的 Kriging 方法,提出的 IEC Kriging 方法具有最高的失效概率预测精度。这是由于 IEC Kriging 方法通过保证总体样本指示误差小于预设误差且考虑候选样本对功能函数的改进程度,提高

Kriging 模型对功能函数的代理性能,保证了失效概率预测的精度。此外,IEC Kriging 方法具有最高的计算效率,相比于 EGO 学习函数的 Kriging 方法,IEC Kriging 方法的计算时间减少了 38.5%;相比于 EGO 学习函数的 Kriging 方法,计算时间减少了 66.44%,计算效率有大幅度的提升。IEC Kriging 方法计算效率最高的原因在于收敛准则为总体指示误差小于预设误差,而非传统 Kriging 方法要求所有样本点满足既定的收敛准则,针对高度非线性复杂问题,IEC Kriging 方法在保证计算精度的同时,更加容易收敛,可以提升计算效率。

表 5 不同方法下增升装置关节轴承磨损可靠性分析结果对比

方法	失效概率/ 10^{-2}	接近程度/%	$\text{cov } P_f/10^{-3}$	$\text{cov } P_f$ 提升程度/%	计算时间/s	计算时间 提升程度/%
MC	5.605					
EGO Kriging	5.589	99.71	5.323	0.244	7.618	38.50
U Kriging	5.601	99.93	5.310		13.960	66.44
IEC Kriging	5.608	99.95	5.310		4.685	

3 结论

- 1) IEC Kriging 方法以总体样本指示误差上界不小于预设误差为代理模型的收敛准则,将修正作用最大的样本点纳入训练样本集作为代理模型的更新策略,能够在保证预测失效概率精度的同时提高计算效率;
- 2) 通过增升装置关节轴承磨损可靠性分析的

算例结果可知,IEC Kriging 相比于 Monte Carlo 方法接近程度为 99.95%;与 EGO 学习函数和 U 学习函数的 Kriging 方法相比,IEC Kriging 函数有最高的失效概率计算精度,计算效率上分别提升了 38.5%和 66.44%。

3) 所提出的 IEC Kriging 可保证预测失效概率误差精度,并大幅度提升可靠性分析计算效率,能够有效提升增升装置机构磨损可靠性分析性能,为同类结构机构的可靠性分析提供了可借鉴的方法。

参考文献:

[1] 吕震宙,宋述芳,李璐玮,等. 结构/机构可靠性设计基础[M]. 西安:西北工业大学出版社,2019: 200-206.
LYU Zhenzhou, SONG Shufang, LI Luyi, et al. Fundamental of structure and mechanism reliability design[M]. Xi'an: North-western Polytechnical University Press, 2019: 200-206. (in Chinese)

[2] 黄晓旭,陈建桥. 基于主动学习 Kriging 模型的可靠性分析[J]. 固体力学学报, 2016, 37(2): 172-180.
HUANG Xiaoxu, CHEN Jianqiao. Reliability analysis based on active learning Kriging model[J]. Chinese Journal of Solid Mechanics, 2016, 37(2): 172-180. (in Chinese)

[3] 顾学荣,刘硕士,杨思宇. 基于并行 EGO 和代理模型辅助的多参数优化方法研究[J]. 化工学报, 2023, 74(3): 1205-1215.
GU Xuerong, LIU Shuoshi, YANG Siyu. Research on multi-parameter optimization method based on parallel EGO and surrogate-assisted model[J]. CIESC Journal, 2023, 74(3): 1205-1215. (in Chinese)

[4] HU H, WANG P, ZHOU H. Sequential reliability analysis for the adjusting mechanism of tail nozzle considering wear degradation[J]. Machines, 2022, 10(8): 613.

[5] WANG E S, WANG Y, XIE B, et al. An adaptive Kriging-based fourth-moment reliability analysis method for engineering structures[J]. Machines, 2024, 14(8): 3247.

[6] 余萌晨,龙湘云. 基于两阶段主动学习 Kriging 模型的广义概率区间混合可靠性分析[J]. 机械工程学报, 2022, 58(6): 274-288.
YU Mengchen, LONG Xiangyun. Generalized probability and interval hybrid reliability analysis based on two-stage active learning Kriging model[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2022, 58(6): 274-288. (in Chinese)

[7] 范小宁,吕召国. 基于动态 Kriging 代理模型的起重机结构可靠性分析方法[J]. 中国工程机械学报, 2025, 23(2): 264-269.
FAN Xiaoning, LYU Zhaoguo. Reliability analysis method of crane structure based on dynamic Kriging surrogate model[J]. Chinese Journal of Construction Machinery, 2025, 23(2): 264-269. (in Chinese)

[8] 陈哲,杨旭锋,程鑫. 基于改进 Kriging 模型的主动学习可靠性分析方法[J]. 机械强度, 2021, 43(1): 129-136.
CHEN Zhe, YANG Xufeng, CHENG Xin. Active learning method based on improved Kriging model for reliability analysis[J].

- Journal of Mechanical Strength, 2021, 43(1): 129-136. (in Chinese)
- [9] 方智勇, 郭细伟, 马亚涛, 等. 基于距离限制的改进 Kriging 模型的可靠度计算方法[J]. 武汉理工大学学报, 2022, 46(3): 489-494.
- FANG Zhiyong, GUO Xiwei, MA Yatao, et al. Reliability calculation method of improved Kriging model based on distance constraint[J]. Journal of Wuhan University of Technology, 2022, 46(3): 489-494. (in Chinese)
- [10] 洪林雄, 李华聪, 彭凯, 等. 基于改进学习策略的 Kriging 模型结构可靠度算法[J]. 西北工业大学学报, 2020, 38(2): 412-419.
- HONG Linxiong, LI Huacong, PENG Kai, et al. Structural reliability algorithms of Kriging model based on improved learning strategy[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2020, 38(2): 412-419. (in Chinese)
- [11] 高进, 崔海冰, 樊涛, 等. 一种基于自适应 Kriging 集成模型的结构可靠性分析方法[J]. 中国机械工程, 2024, 35(1): 83-92.
- GAO Jin, CUI Haibing, FAN Tao, et al. A structural reliability calculation method based on adaptive Kriging ensemble model[J]. China Mechanical Engineering, 2024, 35(1): 83-92. (in Chinese)
- [12] 智鹏鹏, 汪忠来, 李永华, 等. 基于 RMQGS-APS-Kriging 的主动学习结构可靠性分析方法[J]. 机械工程学报, 2022, 58(16): 420-429.
- ZHI Pengpeng, WANG Zhonglai, LI Yonghua, et al. RMQGS-APS-Kriging-based activate learning structural reliability analysis method[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2022, 58(16): 420-429. (in Chinese)
- [13] CHEN Junyu, FENG Yunwen, TENG Da, et al. Enhanced embedding surrogate modeling method of interactive components reliability evaluation for nose wheel steering mechanism[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2025, 262: 111237.
- [14] SUN Z, WANG J, LI R, et al. LIF: a new Kriging based learning function and its application to structural reliability analysis[J]. Reliability Engineering and System Safety, 2017, 157: 152-165.
- [15] PENG Changle, CHEN Cheng, GUO Tong, et al. AK-SEUR: an adaptive Kriging-based learning function for structural reliability analysis through sample-based expected uncertainty reduction[J]. Structural Safety, 2024, 106: 102384.
- [16] WANG Yanjin, PAN Hao, SHI Yina, et al. A new active-learning estimation method for the failure probability of structural reliability based on Kriging model and simple penalty function[J]. Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 2023, 410: 116035.
- [17] LIU Y, LI L, CHANG Z. et al. A novel optimization-based adaptive Kriging method for structural reliability analysis[J]. Engineering with Computers, 2025, 41(5): 2953-2967.
- [18] WANG J, LU Z. An efficient surrogate model method considering the candidate sample pool reduction by safety optimal hypersphere for random-interval mixed reliability analysis[J]. Engineering with Computers, 2024, 40: 795-811.
- [19] LAV L Z, GHIFARI A F, PALAR P S. On dimensionality reduction via partial least squares for Kriging-based reliability analysis with active learning[J]. Reliability Engineering and System Safety, 2021, 215: 107848.
- [20] 杨旭锋, 程鑫, 刘泽清. 一种融合交叉熵自适应抽样与 ALK 模型的可靠性分析方法[J]. 机械工程学报, 2024, 60(16): 73-82.
- YANG Xufeng, CHENG Xin, LIU Zeqing. Reliability analysis method combining cross-entropy active sampling and ALK model[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2024, 60(16): 73-82. (in Chinese)
- [21] FAN Xin, ZHANG Leigang, YANG Xufeng, et al. A single-loop active learning Kriging method for failure probability upper bound function estimation[J]. Structures, 2025, 79: 109420.
- [22] BORISENKO V, LEORO J, DIDENKO A. Main rotor blade modeling approaches comparison[C]//International Conference on Information Technologies and Mathematical Modeling, 2021.
- [23] 单博楠, 傅宇龙, 叶海军, 等. 预警机典型巡逻航线下探测性能分析及评估[J]. 中国电子科学研究院学报, 2019, 14(6): 625-633.
- SHAN Bonan, FU Yulong, YE Haijun, et al. Analysis and modeling for typical patrol routes of early warning aircraft[J]. Journal of China Academy of Electronics and Information Technology, 2019, 14(6): 625-633. (in Chinese)
- [24] 全国滚动轴承标准化技术委员会. 关节轴承 额定动载荷与寿命: JB/T 8565—2010[S]. 北京: 机械工业出版社, 2010.
- [25] 邹林君, 吴义忠, 毛虎平. Kriging 模型的增量构造及其在全局优化中的应用[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2011, 23(4): 649-655.

ZOU Linjun, WU Yizhong, MAO Huping. Incremental Kriging model rebuilding method and its application in efficient global optimization[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2011, 23(4): 649-655. (in Chinese)

[26] 冯世哲, 马继超, 张德权, 等. 随机不确定性下 Kriging 辅助的谐波减速器柔轮疲劳寿命预测[J]. 计算力学学报, 2023, 40(6): 936-943.

FENG Shizhe, MA Jichao, ZHANG Dequan, et al. Kriging-assisted fatigue life prediction of harmonic reducer flexible wheel under random uncertainty[J]. Chinese Journal of Computational Mechanics, 2023, 40(6): 936-943. (in Chinese)

Reliability analysis of high-lift device wear based on indicator error control Kriging

FENG Yunwen¹, ZHOU Sirui¹, XUE Xiaofeng¹, CHEN Junyu¹,
CAO Jinfan¹, CHEN Xianmin², GE Jianbing³

1.School of Aeronautics, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China;
2.National Key Laboratory of Strength and Structural Integrity, Aircraft Strength Research Institute of China, Xi'an 710065, China;
3.Standardization Department, COMAC Shanghai Aviation Industrial (Group) Co., Ltd, Shanghai 200232, China

Abstract: To address the issues that the Kriging surrogate model using the learning function as the convergence criterion cannot reflect the accuracy of predicted failure probability directly and accurately and incur high computational cost in modeling, a reliability analysis method based on Indicator Error Controlled Kriging (IEC Kriging) is proposed in this paper. With Kriging as the basic model, IEC Kriging establishes a sequential transmission relationship among sample information, performance functions, and failure probability. It analyzes the error of predicted failure probability based on the probability of indicator sign misclassification by the Kriging model at each sample point, while considering the corrective effect of candidate sample points on prediction accuracy. A dynamic sample selection strategy is designed with the upper bound of the overall sample indicator error as the criterion, and the sample point with the highest corrective effect is incorporated into the training set to optimize the surrogate model, ensuring the accuracy of prediction results while improving the efficiency of building the surrogate model. The proposed method is applied to the wear reliability analysis of spherical plain bearings in an aircraft high-lift device as a case study. Compared with Kriging methods using the EGO learning function and U learning function, the IEC Kriging demonstrates higher computational efficiency for reliability estimation, which can provide a theoretical method reference for mechanism reliability analysis.

Keywords: high-lift device; wear reliability; Kriging surrogate model; error control; dynamic simulation

引用格式:冯蕴雯, 周思睿, 薛小锋, 等. 基于指示误差控制 Kriging 的增升装置磨损可靠性分析[J]. 西北工业大学学报, 2026, 44(2): 213-221.

FENG Yunwen, ZHOU Sirui, XUE Xiaofeng, et al. Reliability analysis of high-lift device wear based on indicator error control Kriging[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2026, 44(2): 213-221. (in Chinese)