

具有模糊失效状态的涡轮盘疲劳 可靠性及灵敏度分析

黄晓宇^{1,2}, 王攀^{1,2}, 李海和^{1,2}, 张政^{1,2}

(1.西北工业大学 力学与土木建筑学院, 陕西 西安 710072;
2.西北工业大学 飞行器可靠性研究所, 陕西 西安 710072)

摘 要:低循环疲劳是航空发动机涡轮盘的典型失效模式,传统的基于二元状态假设的可靠性分析没有考虑载荷加载顺序以及小载荷强化损伤等因素导致的损伤极限变化,因此有一定的局限性。在涡轮盘疲劳可靠性分析基础上再考虑失效状态的模糊性,选定隶属函数来表示涡轮盘的模糊失效概率,再利用高斯公式将模糊失效概率转为一系列常规失效概率。建立一个自适应学习的 Kriging 模型来计算不同失效面对应的失效概率,继而求解涡轮盘的模糊失效概率。建立基于模糊失效概率的全局灵敏度指标,分析输入变量对模糊失效概率的影响,分析结果有助于涡轮盘的可靠性设计与优化。

关 键 词:涡轮盘;低循环疲劳寿命;模糊可靠性;自适应学习 Kriging;灵敏度分析

中图分类号:V240.2 **文献标志码:**A **文章编号:**1000-2758(2021)06-1312-08

涡轮盘是航空发动机的重要组成部分,其主要功能是连接涡轮叶片以及传输运送所需功率。航空发动机涡轮盘长期处于高温、高压等恶劣工作环境下,并且随着飞行状态的不同承受着交叉载荷的作用,其危险点处会发生局部塑性应变,导致其极易发生疲劳失效。因此,对涡轮盘进行疲劳可靠性分析是保障发动机安全的重要手段。传统的可靠性分析模型认为只有达到累积损伤极限时涡轮盘才会发生失效,从安全状态过度到失效状态是一个突变的过程,但是由于多种不确定性因素的存在,涡轮盘在疲劳损伤累积过程中也可能失效,其失效边界呈现出模糊性。

近些年来,已有许多学者针对模糊可靠性分析进行了大量的研究,Cai 等^[1]提出利用模糊状态假设来代替传统的二元状态假设,然后结合概率可靠性的分析方法,形成模糊可靠性理论。Mirakbari 等^[2]根据实际的数据,确定模糊隶属度函数,提出一种基于马尔可夫过程的方法来表示模糊失效概率。黄洪钟^[3]系统地分析影响结构可靠性的模糊

性因素,提出结构模糊可靠性计算的统一模型,并定义几种不同类型的隶属函数。针对具有模糊失效状态的可靠性分析算法方面,董玉革等^[4]利用水平截集将模糊可靠性问题转化为常规可靠性问题,并且使用数值的方法来求解模糊失效概率,但是其计算成本过大。李贵杰和宋军等^[5-6]将随机变量积分区域离散化,使得每个积分区域内功能函数对模糊失效区域隶属函数的取值近似相等,从而将模糊失效概率转换成常规的失效概率,然后提出基于矩方法和靶点逼近的模糊可靠性算法。Feng 等^[7]将模糊失效概率等价转换成一系列常规失效概率,并使用子集模拟法来重复计算一组总样本对应的一系列常规失效概率,进而求解模糊失效概率。Yun 等^[8]利用 Kriging 模型对样本空间进行分层,对模糊状态区域内的点进行精确运算,从而有效地计算模糊失效概率。Zhang 等^[9]提出一种单循环 Monte Carlo 的方法来有效地估计模糊失效状态下局部和全局可靠性灵敏度。

本文对涡轮盘进行疲劳可靠性分析,在此基础

收稿日期:2021-01-23

基金项目:国家自然科学基金面上项目(51975473)资助

作者简介:黄晓宇(1996—),西北工业大学硕士研究生,主要从事结构可靠性研究。

通信作者:王攀(1988—),西北工业大学副教授、博士生导师,主要从事可靠性、结构优化研究。e-mail:panwang@nwpu.edu.cn

上考虑涡轮盘失效边界的模糊性,建立具有模糊失效边界的涡轮盘疲劳可靠性分析模型。再利用积分转换和高斯求积公式,将模糊失效概率转化成一系列失效概率的加权和,并基于此建立模糊失效概率的全局灵敏度。最后利用改进的主动学习 Kriging 和 Monte Carlo 模拟相结合的方法(AK-MC 法)同时近似多个失效面,提升计算效率。

1 涡轮盘低循环疲劳寿命可靠性分析

1.1 涡轮盘载荷简化分析

以某航空发动机涡轮盘简化模型为研究对象,依据实际结构的尺寸,根据涡轮盘循环对称特性,选取涡轮盘的 1/36 部分作为研究对象。本文主要考虑涡轮盘运行期间的离心力和温度载荷。其中离心力主要包括涡轮盘本身的离心力和涡轮叶片对涡轮盘的离心力。在有限元分析过程中,涡轮叶片对涡轮盘的离心力负载在涡轮盘外侧连接面上。

$$F = m\omega^2 r$$
 (1)

式中: m 是涡轮叶片的质量; ω 表示不同飞行任务下涡轮盘的转速,在最大、巡航、空转下分别为 1 200, 1 100, 600 rad/s。

实际飞行中,不同任务会导致发动机的工作状态不同。本文选定的飞机发动机载荷谱周期为 1 000 h,其环境混频后的转速循环压缩谱如表 1 所示。

表 1 转速循环压缩谱

循环	周次 N
起飞-最大转速-起飞	550
空转-最大转速-空转	9 000
巡航-最大转速-巡航	7 500

此外,涡轮盘通常在高温环境下工作,盘体上的温度梯度会产生极大的温度载荷。在本文分析模型中,只有涡轮盘心和盘缘处的温度数据,盘体的温度分布不明确,一般使用经验公式对涡轮盘体的温度进行插值。常见的经验公式有线性插值和非线性插值,本文简化了温度载荷,使用线性插值来拟合涡轮盘体的温度分布。

$$T = T_0 + K\Delta T$$
 (2)

式中: T_0 为盘心温度 400℃; ΔT 为盘心盘缘温度差 150℃; K 为线性系数。涡轮盘在最大、巡航、空转下的应力应变分布如图 1 所示,最危险位置位于盘心处。

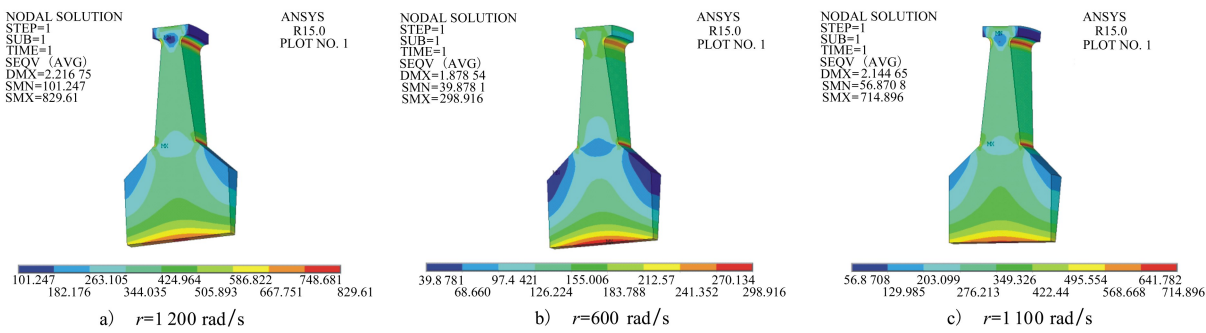


图 1 3 种工作状态对应的应力应变响应

1.2 涡轮盘低循环疲劳寿命模型

涡轮盘的失效模式复杂,其中低循环疲劳失效尤为显著。本文考虑带 Morrow 弹性应力线性修正的 Manson-Coffin 方程来计算疲劳寿命

$$\frac{\Delta \epsilon_i}{2} = \frac{\sigma'_f - \sigma_m}{E} (2N_f)^b + \epsilon'_f (2N_f)^c$$
 (3)

式中: $\Delta \epsilon_i$ 是总应变范围; N_f 是疲劳寿命; σ_m 是应变集中处的平均应力; σ'_f 是疲劳强度系数; ϵ'_f 是疲劳延性系数; E 是杨氏模量; b 是疲劳强度指数; c 是疲劳延性指数。

涡轮盘在工作时会受到多级循环载荷的作用,一般使用 Miner 线性累积损伤法则来计算累积损伤,涡轮盘的累积损伤可以通过(4)式来计算

$$D = \sum_{i=1}^k \frac{n_i}{N_{fi}}$$
 (4)

式中: k 是循环载荷级数; n_i 是第 i 级载荷实际循环数; N_{fi} 是第 i 级载荷下对应的疲劳寿命; D 是多级载荷下的总损伤。

通常当累积损伤量达到损伤极限时,疲劳破坏发生。以此建立线性累积损伤模型的极限状态方

程,如(5)式所示

$$g=a-\sum_{i=1}^k\frac{n_i}{N_{fi}}=0 \tag{5}$$

式中, a 为疲劳破坏参数,一般情况下取值为 1。

1.3 涡轮盘低循环疲劳可靠性

对于在恶劣工况下服役的航空发动机而言,其材料性能和载荷的分散性会导致疲劳寿命存在分散性。在对涡轮盘进行疲劳寿命分析的基础上,综合考虑涡轮盘材料性能和载荷的不确定性,进而可以定量地描述涡轮盘的疲劳可靠性。本文主要考虑材料性能和载荷的不确定性^[10],其分布信息如表 2 所示。

表 2 随机变量

参数	均值	分布类型	变异系数
$\rho/(\text{kg}\cdot\text{m}^{-3})$	8 240	正态分布	0.000 63
	205 000(22℃)		
E/MPa	175 500(400℃)	正态分布	0.05
	168 500(500℃)		
σ_f'/MPa	1 224	正态分布	0.01
ε_f'	0.129 8	正态分布	0.01
$\omega_1/(\text{rad}\cdot\text{s}^{-1})$	1 200	正态分布	0.01
$\omega_2/(\text{rad}\cdot\text{s}^{-1})$	600	正态分布	0.01
$\omega_3/(\text{rad}\cdot\text{s}^{-1})$	1 100	正态分布	0.01
b	-0.07	常量	
c	-0.63	常量	

根据(5)式的极限状态函数,涡轮盘的失效概率可以表示为

$$P_f=\int\cdots\int I_F(\boldsymbol{x})f_X(x_1,x_2,\cdots,x_n)\mathrm{d}x_1\mathrm{d}x_2\cdots\mathrm{d}x_n=\mathrm{E}[I_F(\boldsymbol{x})] \tag{6}$$

式中, $f_X(x_1,x_2,\cdots,x_n)$ 是输入变量的联合概率密度函数,本文只考虑变量独立的情况,因此 $f_X(x_1,x_2,\cdots,x_n)=\prod_{i=1}^nf(x_i)$; $I_F(\boldsymbol{x})=\begin{cases}1 & g(\boldsymbol{x})\leq 0 \\ 0 & g(\boldsymbol{x})>0\end{cases}$ 是失效域指示函数。

对于涡轮盘的可靠性分析问题,采用传统抽样方法计算效率低下。本文主要采用自适应代理模型法(active learning Kriging)来进行计算,该方法已经过许多文献验证^[11-13],可以通过较小的计算代价得到精度较高的可靠性计算结果。因此,当设计寿命 $T_t=15\ 000\ \text{h}$ 时,利用 AK-MC 的方法只需要调用 166 次有限元分析结果就可以计算出涡轮盘的失效概率,失效概率计算结果 $P_f=0.008\ 56$ 。

2 具有模糊失效状态的涡轮盘疲劳可靠性及灵敏度

2.1 具有模糊失效状态的涡轮盘疲劳可靠性

在结构疲劳寿命分析中,当疲劳累积损伤大于疲劳破坏参数时,疲劳失效发生。但实际过程中由于载荷加载顺序以及小载荷强化损伤等因素的影响^[14],疲劳破坏参数取值可能存在扰动,这将引起涡轮盘的安全域与失效域之间存在一个模糊的过渡边界,导致载荷循环未达到预定疲劳寿命时也可能发生失效。为此本文考虑疲劳破坏参数具有模糊性,则(6)式中失效域指示函数可以表示为模糊指示函数(即,失效隶属度)

$$\lambda=u_{\tilde{F}}[g(\boldsymbol{x})]=\begin{cases}1 & g(\boldsymbol{x})\leq 0 \\ \frac{\Delta-g(\boldsymbol{x})}{\Delta} & 0<g(\boldsymbol{x})<\Delta \\ 0 & g(\boldsymbol{x})\geq \Delta\end{cases} \tag{7}$$

式中: λ 是失效隶属度,取值范围为 $[0,1]$,本文采用线性隶属函数进行描述; Δ 表示疲劳破坏参数的扰动; $u_{\tilde{F}}[g(\boldsymbol{x})]$ 表示功能函数对模糊失效状态的指示函数。根据模糊失效概率的定义,涡轮盘的模糊失效概率 $\tilde{P}_f$ 可以表示为

$$\tilde{P}_f=\int\cdots\int u_{\tilde{F}}[g(\boldsymbol{x})]f_X(x_1,x_2,\cdots,x_n)\mathrm{d}x_1\mathrm{d}x_2\cdots\mathrm{d}x_n=\mathrm{E}[u_{\tilde{F}}[g(\boldsymbol{x})]] \tag{8}$$

对于模糊失效问题,文献[7]中通过引入隶属函数的反函数 $u_{\tilde{F}}^{-1}(\lambda)$,将模糊失效概率转换成对隶属度的积分,得到表达式为

$$\tilde{P}_f=\int_0^1P\{g(\boldsymbol{x})\leq u_{\tilde{F}}^{-1}(\lambda)\}\mathrm{d}\lambda \tag{9}$$

式中, $P\{g(\boldsymbol{x})\leq u_{\tilde{F}}^{-1}(\lambda)\}$ 是功能函数 $g(\boldsymbol{x})\leq u_{\tilde{F}}^{-1}(\lambda)$ 对应的失效概率,可表示为

$$P\{g(\boldsymbol{x})\leq u_{\tilde{F}}^{-1}(\lambda)\}=\int\cdots\int I_F(\boldsymbol{x},\lambda)f_X(\boldsymbol{x})\mathrm{d}\boldsymbol{x} \tag{10}$$

式中, $I_F(\boldsymbol{x},\lambda)=\begin{cases}1 & g(\boldsymbol{x})\leq u_{\tilde{F}}^{-1}(\lambda) \\ 0 & g(\boldsymbol{x})>u_{\tilde{F}}^{-1}(\lambda)\end{cases}$ 是对应当前隶属度的指示函数。由此可见,模糊失效概率是对不同极限状态下的失效概率在其隶属度区间内的积分。

对于(9)式中的一维积分问题,可以利用高斯求积公式,将模糊失效概率转化成一系列失效概率的加权平均

$$\tilde{P}_f=\int_0^1P\{g(\boldsymbol{x})\leq u_{\tilde{F}}^{-1}(\lambda)\}\mathrm{d}\lambda=$$

$$\sum_{j=1}^k \omega_j P\{g(\mathbf{x}) \leq u_{\bar{F}}^{-1}(\lambda_j)\} = \sum_{j=1}^k \omega_j P_j \quad (11)$$

式中, ω_j 和 λ_j 分别是高斯积分权重和高斯积分点。

可以看到,对于涡轮盘模糊失效概率的计算需要大量调用涡轮盘的有限元分析结果,因此传统的基于抽样的可靠性分析方法难以有效计算,需要建立高效高精度的模糊可靠性分析方法。

2.2 基于模糊失效概率的涡轮盘全局灵敏度

基于失效概率的全局灵敏度可以衡量输入变量在其整个分布域内变化时对结构失效概率的平均影响,能够识别影响失效概率的关键因素。根据文献[15]中的全局灵敏度指标定义,本文建立(8)式中的模糊失效概率全局灵敏度指标为

$$\delta_{X_i}^{\bar{P}_f} = \frac{1}{2} E_{X_i}(|\bar{P}_f - \bar{P}_{f,X_i}|) \quad (12)$$

式中, $\bar{P}_{f,X_i}$ 为条件模糊失效概率,可以表示为

$$\bar{P}_{f,X_i} = \int_{R^{n-1}} u_{\bar{F}}[g(\mathbf{x}_{-i}, x_i)] f_{X_{-i}}(\mathbf{x}_{-i}) d\mathbf{x}_{-i} = E_{X_i}[u_{\bar{F}}[g(\mathbf{x}_{-i}, x_i)]] \quad (13)$$

式中, $\mathbf{x}_{-i} = (x_1, \dots, x_{i-1}, x_{i+1}, \dots, x_n)$, $f_{X_{-i}}(\mathbf{x}_{-i})$ 是输入变量 X_{-i} 的联合概率密度函数, $u_{\bar{F}}[g(\mathbf{x}_{-i}, x_i)]$ 为其中一个输入变量 X_i 取定值 x_i 时的指示函数。

根据(9)式,条件模糊失效概率也可以转换为一系列条件失效概率对于隶属度的积分

$$\bar{P}_{f,X_i} = \int_0^1 P\{g(\mathbf{x}_{-i}, x_i) \leq u_{\bar{F}}^{-1}(\lambda)\} d\lambda \quad (14)$$

进而,条件失效概率可以表示为高斯积分的形式

$$\bar{P}_{f,X_i} = \int_0^1 P\{g(\mathbf{x}_{-i}, x_i) \leq u_{\bar{F}}^{-1}(\lambda)\} d\lambda = \sum_{j=1}^k \omega_j P\{g(\mathbf{x}_{-i}, x_i) \leq u_{\bar{F}}^{-1}(\lambda_j)\} \quad (15)$$

在得到(15)式的条件模糊失效概率样本后,可以利用(12)式对模糊失效概率的灵敏度 $\delta_{X_i}^{\bar{P}_f}$ 进行分析。但是,对于 $\delta_{X_i}^{\bar{P}_f}$ 的分析需要大量的条件模糊失效概率计算,计算效率低,因此也需要建立高效高精度的模糊失效概率灵敏度分析方法。

3 基于 AK-MC 的模糊失效概率及灵敏度分析方法

3.1 基于 AK-MC 的模糊失效概率分析方法

Kriging 模型是通过一组真实的输入输出样本

建立的,以此来对待测点处的响应进行预测^[16]。通常 Kriging 的预测值服从正态分布 $N(\mu_{\hat{g}}(\mathbf{x}), \sigma_{\hat{g}}^2(\mathbf{x}))$, 其中 $\mu_{\hat{g}}(\mathbf{x})$ 表示预测值, $\sigma_{\hat{g}}^2(\mathbf{x})$ 表示预测方差。为了改善 Kriging 模型预测精度,许多学者^[17-19]提出利用学习函数来自适应更新 Kriging 模型。为了处理失效概率估计问题, Echard 等^[20]提出了 U 学习函数,可以表示为

$$U(\mathbf{x}) = \frac{|\mu_{\hat{g}}(\mathbf{x}) - 0|}{\mu_{\hat{g}}(\mathbf{x})} \quad \mathbf{x} \in S \quad (16)$$

式中, S 表示抽取的样本池。对于所建立的 Kriging 模型,可以通过选取样本池中 U 学习函数最小的样本点对模型进行更新。根据文献[20]中的收敛准则,通常取 Kriging 模型更新的收敛条件为: $\min U(\mathbf{x}) \geq 2$ 。

对于模糊失效概率问题,需要对不同隶属度下的 k 个失效面进行近似,常规方法需要通过建立多个 Kriging 模型对 $P\{g(\mathbf{x}) \leq u_{\bar{F}}^{-1}(\lambda_j)\}$ 进行估计,但其效率较为低下。考虑到多个失效面只是存在失效边界的区别, Ling 等^[21]提出利用一个 Kriging 函数来估计不同失效面对应的失效概率,其 U 学习函数可以表示为

$$U(\mathbf{x}) = \begin{cases} U_1(\mathbf{x}) = \frac{|\mu_{\hat{g}}(\mathbf{x}) - u_{\bar{F}}^{-1}(\lambda_1)|}{\sigma_{\hat{g}}(\mathbf{x})} \\ U_2(\mathbf{x}) = \frac{|\mu_{\hat{g}}(\mathbf{x}) - u_{\bar{F}}^{-1}(\lambda_2)|}{\sigma_{\hat{g}}(\mathbf{x})} \\ \vdots \\ U_k(\mathbf{x}) = \frac{|\mu_{\hat{g}}(\mathbf{x}) - u_{\bar{F}}^{-1}(\lambda_k)|}{\sigma_{\hat{g}}(\mathbf{x})} \end{cases} \quad (17)$$

(17)式为同时考虑 k 个失效面的 U 学习函数,代表估计值 $\mu_{\hat{g}}(\mathbf{x})$ 到一系列失效面 $g(\mathbf{x}) = u_{\bar{F}}^{-1}(\lambda_j)$ 的距离与估计值标准差的比值。因此,对于 Kriging 模型更新可以采用使 $U(\mathbf{x})$ 最小的加点点准则

$$\mathbf{x}_{\text{new}} = \min_{\mathbf{x} \in S} [U(\mathbf{x})] = \arg \min_{\mathbf{x} \in S} \begin{Bmatrix} \min[U_1(\mathbf{x})] \\ \min[U_2(\mathbf{x})] \\ \vdots \\ \min[U_k(\mathbf{x})] \end{Bmatrix} \quad (18)$$

Kriging 模型更新完成后,可以利用该模型对涡轮盘的响应进行估计,进而求解涡轮盘的模糊失效概率为

$$\bar{P}_f = \sum_{j=1}^k \omega_j \left\{ \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I_{F_{\lambda_j}}[g(\mathbf{x}_i)] \right\} \quad (19)$$

相应地,根据文献[21]中公式,模糊失效概率 $\tilde{P}_f$ 的变异系数可以通过(20)式得到

$$\text{cov}[\tilde{P}_f] = \frac{\sqrt{\sum_{j=1}^k \omega_j^2 \left\{ \frac{P_j - P_j^2}{N - 1} \right\}}}{\sum_{j=1}^k \omega_j P_j} \quad (20)$$

利用 AK-MC 对模糊失效概率进行分析,只需要调用涡轮盘的真实有限元分析结果来建立和更新 Kriging 模型,因此可以高效地得到计算结果。

3.2 基于 AK-MC 的模糊失效概率灵敏度分析方法

为了计算(8)式中的模糊失效概率灵敏度,需要对条件模糊失效概率进行计算。考虑到上述过程中已经建立了高精度的 Kriging 模型,可以直接将条件样本带入 Kriging 模型中估计涡轮盘的条件响应,进而估计条件模糊失效概率。当 X_i 取值为 $x_i^{(m)}$ 时条件模糊失效概率 $\tilde{P}_{f,X_i}$ 估计值为

$$\tilde{P}_{f,X_i} = \sum_{j=1}^k \omega_j \left\{ \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I_{F_{\lambda_j}}[g(\mathbf{x}_{-i}, x_i^{(m)})] \right\} \quad (21)$$

根据(12)式,模糊失效概率的全局灵敏度指标可以估计为

$$\delta_{X_i}^{\tilde{P}_f} = \frac{1}{2N_1} \sum_{m=1}^{N_1} | \tilde{P}_f - \tilde{P}_{f,X_i} | \quad (22)$$

式中, N_1 为 X_i 的样本个数,即($m = 1, 2, \cdots N_1$)。对于模糊失效概率的灵敏度计算,由于只是利用 Kriging 模型来估计条件模糊失效概率,没有任何附加的有限元分析过程,因此其计算量和估计模糊失效概率的计算量相同。

4 分析及讨论

4.1 涡轮盘模糊可靠性分析

针对涡轮盘的模糊失效概率,当设计寿命 T_i 为15 000 h时,采用上述改进的 AK-MC 可以对其进行分析计算。考虑到涡轮盘的模糊失效概率会随着疲劳破坏参数扰动 Δ 的变化而变化,因此本文计算得到不同扰动下的模糊失效概率结果如表3所示。

表 3 模糊失效概率结果对比

Δ	失效概率	变异系数	调用次数	样本数
0.1	0.011 63	0.034 54	100+155	10^5
0.2	0.016 28	0.028 96	100+240	10^5
0.3	0.023 47	0.023 85	100+311	10^5
0.4	0.033 70	0.019 54	100+344	10^5
0.5	0.052 11	0.015 33	100+445	10^5

表3中的结果表明:与传统的失效概率($P_f = 0.008\ 56$)相比,涡轮盘的模糊失效概率相对较大,并且随着疲劳破坏参数扰动 Δ 的增大而增大。这表明未考虑涡轮盘失效边界模糊性的可靠性分析结果是偏危险的,并且随着模糊边界的扩大而增加。因此在开展涡轮盘可靠性分析时,应该考虑失效边界的扰动情况,这样得到的可靠性分析结果更为保守。

此外,由表3的结果可以看出,AK-MC 方法只需要调用数百次的有限元分析结果便可建立 Kriging 模型,进而估算出涡轮盘的模糊失效概率,并且当样本池取 10^5 时,模糊失效概率的变异系数都小于5%,这说明数值计算的结果已经收敛。同时,当扰动参数增加时,Kriging 模型所需的更新样本点也随之增加,这也说明 Kriging 模型需要在更广的失效边界上获得较好的预测精度。

4.2 涡轮盘灵敏度分析

针对(22)式中给出的模糊失效概率全局灵敏度,可以利用改进的 AK-MC 对其进行分析,并且无需额外的有限元分析过程。表4中给出了疲劳破坏参数扰动 Δ 从0.1变化到0.5时涡轮盘基于模糊失效的全局灵敏度指标计算结果。为了直观表达,全局灵敏度指标分析结果对比如图2所示。

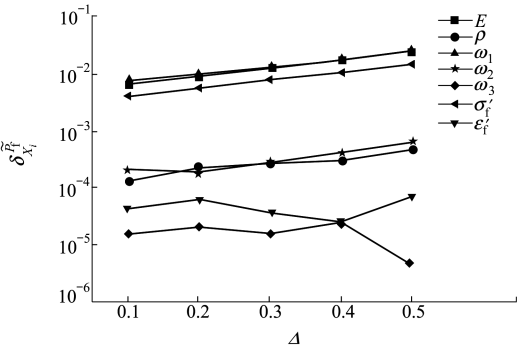


图 2 全局灵敏度指标对比图

表 4 全局灵敏度指标计算结果

Δ	全局灵敏度指标						
	E	ρ	ω_1	ω_2	ω_3	σ'_f	ε'_f
0.1	6.71×10^{-3}	1.38×10^{-4}	7.64×10^{-3}	2.04×10^{-4}	1.61×10^{-5}	4.21×10^{-3}	4.51×10^{-5}
0.2	9.08×10^{-3}	2.22×10^{-4}	9.84×10^{-3}	1.92×10^{-4}	2.10×10^{-5}	5.61×10^{-3}	6.44×10^{-5}
0.3	1.25×10^{-2}	2.73×10^{-4}	1.32×10^{-2}	2.85×10^{-4}	1.64×10^{-5}	7.63×10^{-3}	3.80×10^{-5}
0.4	1.73×10^{-2}	3.24×10^{-4}	1.78×10^{-2}	4.31×10^{-4}	2.40×10^{-5}	1.04×10^{-2}	2.70×10^{-5}
0.5	2.42×10^{-2}	4.93×10^{-4}	2.43×10^{-2}	6.30×10^{-4}	4.57×10^{-6}	1.43×10^{-2}	7.15×10^{-5}

根据表 4 的数据可知,随着疲劳破坏参数扰动 Δ 在 0.1 与 0.5 之间变化,影响较大的输入变量排序基本保持一致,即 $\omega_1 \approx E > \sigma'_f > \omega_2 > \rho$,这说明对于涡轮盘的模糊失效概率,起飞状态时最大转速 ω_1 、弹性模量 E 、疲劳强度系数 σ'_f 对失效概率的影响程度较大,因此在涡轮盘的可靠性设计过程中需要对这 3 个变量的不确定性加以控制,以降低其对涡轮盘安全性的影响。此外,可以看到影响较小的输入变量 ε'_f 和 ω_3 存在着一定的扰动,这是由于为了不增加计算成本,文中利用与失效概率相同的样本对全局灵敏度进行计算,但是对于 ω_3, ε'_f 这样 10^{-5} 数量级的全局灵敏度,其计算稳定性较差,所以会出现不稳定的波动规律。需要强调的是,对于全局灵敏度而言,更为重要的是在全局范围内识别对失效概率影响较大的因素,如 E, ω_1, σ'_f ,而对于影响很小的因素可以进行变量缩减,因此本文中出现的这种扰动并不会影响最终计算结果的指导性意义。

5 结 论

本文针对某 GH4169 粉末合金涡轮盘有限元模型,开展其疲劳可靠性分析研究。考虑涡轮盘失效边界的模糊性,建立具有模糊失效边界的涡轮盘疲劳可靠性模型,再利用积分转换和高斯求积公式,将模糊失效概率转化成一系列失效概率的加权和,并基于此建立模糊失效概率的全局灵敏度。

为了高效计算模糊失效概率及其灵敏度,本文利用改进的 AK-MC 法同时近似多个失效面,进而提升计算效率。与传统失效概率计算结果进行对比,模糊失效概率相对较大,这说明传统可靠性分析结果偏危险,并且随着疲劳破坏参数的扰动的增大而逐渐增大。此外,全局灵敏度的计算结果识别出影响涡轮盘结构安全性的 3 个关键参数。

尽管本文中考虑的失效边界的模糊性,但对具体的扰动情况只是粗略给出其范围并研究其影响规律,对于具体的疲劳失效机理还需进行更为深入的研究。

参考文献:

[1] CAI K Y, WEN C Y, ZHANG M L. Fuzzy states as a basis for a theory of fuzzy reliability[J]. Microelectronics Reliability, 1993, 33(15): 2253-2263

[2] MIRAKBARI M, GANJI A. Reliability analysis of a rangeland system; the application of profust theory[J]. Stochastic Environmental Research and Risk Assessment, 2010, 24(3): 399-409

[3] 黄洪钟. 基于模糊失效准则的机械结构广义静强度的模糊可靠性计算理论[J]. 机械强度, 2000, 22(1): 36-40
HUANG Hongzhong. Fuzzy reliability analysis of generalized static strength of mechanical structure based on fuzzy criterion[J]. Journal of Mechanical Strength, 2000, 22(1): 36-40 (in Chinese)

[4] 董玉革, 朱文予, 陈心昭. 机械模糊可靠性计算方法的研究[J]. 系统工程学报, 2000, 15(1): 7-12
DONG Yuge, ZHU Wenyu, CHEN Xinzhaoh. Study on a calculate method of machine fuzzy reliability[J]. Journal of Systems Engineering, 2000, 15(1): 7-12 (in Chinese)

[5] 李贵杰, 吕震宙. 考虑状态模糊性时广义失效概率计算的鞍点逼近方法[J]. 力学季刊, 2010, 31(1): 76-82
LI Guijie, LYU Zhenzhou. Saddlepoint approximation for general failure probability with fuzzy failure and fuzzy safety state[J].

- Chinese Quarterly of Mechanics, 2010, 31(1): 76-82 (in Chinese)
- [6] 宋军, 吕震宙. 考虑状态模糊性时广义失效概率计算的矩方法[J]. 工程力学, 2008(2): 71-77
SONG Jun, LYU Zhenzhou. Moment method for general failure probability with fuzzy failure state and fuzzy safety state[J]. Engineering Mechanics, 2008(2): 71-77 (in Chinese)
- [7] FENG K X, LU Z Z, PANG C, et al. Efficient numerical algorithm of profust reliability analysis: an application to wing box structure[J]. Aerospace Science and Technology, 2018, 80: 203-211
- [8] YUN W Y, LU Z Z, FENG K X, et al. A novel step-wise AK-MCS method for efficient estimation of fuzzy failure probability under probability inputs and fuzzy state assumption[J]. Engineering Structures, 2019, 183: 340-350
- [9] ZHANG X B, LU Z Z, FENG K X, et al. Reliability sensitivity based on profust model: an application to aircraft icing analysis[J]. AIAA Journal, 2019, 57(12): 5390-5402
- [10] ZHU S P, LIU Q, ZHOU J, et al. Fatigue reliability assessment of turbine discs under multisource uncertainties[J]. Fatigue & Fracture of Engineering Materials & Structures, 2018, 41(6): 1291-1305
- [11] 韩忠华. Kriging 模型及代理优化算法研究进展[J]. 航空学报, 2016, 37(11): 3197-3225
HAN Zhonghua. Kriging surrogate model and its application to design optimization: a review of recent progress[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2016, 37(11): 3197-3225 (in Chinese)
- [12] 李坚. 代理模型近似技术研究及其在结构可靠度分析中的应用[D]. 上海: 上海交通大学, 2013
LI Jian. Study of surrogate model approximation and surrogate-enhanced structural reliability analysis[D]. Shanghai: Shanghai Jiaotong University, 2013 (in Chinese)
- [13] 赵威. 结构可靠度分析代理模型方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2012
ZHAO Wei. Study on surrogate model methods for structural reliability analysis[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2012 (in Chinese)
- [14] 朱顺鹏, 黄洪钟, 谢里阳. 考虑小载荷强化的模糊疲劳寿命预测理论[J]. 航空学报, 2009, 30(6): 1048-1052
ZHU Shunpeng, HUANG Hongzhong, XIE Liyang. Prediction of fuzzy fatigue life under low amplitude loading strengthening[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2009, 30(6): 1048-1052 (in Chinese)
- [15] BBRGONOV E. A new uncertainty importance measure[J]. Reliability Engineering and System Safety, 2007, 92(6): 771-784
- [16] SACK J, SCHILLER S B, WELCH W J. Design for computer experiment[J]. Technometrics, 1989, 31(1): 41-47
- [17] BICHON B J, ELDRED M S, SWILER L P, et al. Efficient global reliability analysis for nonlinear implicit performance functions[J]. AIAA Journal, 2008, 46(10): 2459-2468
- [18] ZHOU S T, LU Z Z, LING C Y, et al. Global reliability sensitivity analysis index and its efficient numerical simulation solution in presence of both random and interval hybrid uncertainty[J]. Structural and Multidisciplinary Optimization, 2021, 63(4): 551-573
- [19] 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 and Mathematics with Applications, 2015, 70(5): 1182-1197
- [20] 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
- [21] LING C Y, LU Z Z, SUN B, et al. An efficient method combining active learning Kriging and Monte Carlo simulation for profust failure probability[J]. Fuzzy Sets and Systems, 2020, 387: 89-107

Fatigue reliability and sensitivity analysis of turbine disk with fuzzy failure status

HUANG Xiaoyu^{1,2}, WANG Pan^{1,2}, LI Haihe^{1,2}, ZHANG Zheng^{1,2}

(1.School of Mechanics, Civil Engineering and Architecture, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China;
2.Aircraft Reliability Institute, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract: Low-cycle fatigue is typical failure mode of aero-engine turbine disk, traditional reliability analysis method based on the binary state assumption has certain limitations for turbine disk reliability evaluation, because it doesn't consider the change of damage strength parameter caused by loading sequences and the enhanced damage by small load. On the basis of fatigue reliability analysis of the turbine disk, this paper considers the fuzzy state assumption of turbine disk, then select the membership function and indicate fuzzy failure probability of turbine disk, which can be transformed into a series of conventional failure probability by Gaussian quadrature. An active learning Kriging model is used to orderly calculate the failure probability corresponding to different limit state functions and the fuzzy failure probability of turbine disk. A global sensitivity index based on fuzzy failure probability is established to analyze the influence of input variables on the fuzzy failure probability, which is helpful to the reliability design and structural optimization of the turbine disk.

Keywords: turbine disk; low cycle fatigue life; fuzzy reliability; active learning Kriging; sensitive analysis

引用格式:黄晓宇, 王攀, 李海和, 等. 具有模糊失效状态的涡轮盘疲劳可靠性及灵敏度分析[J]. 西北工业大学学报, 2021, 39(6): 1312-1319

HUANG Xiaoyu, WANG Pan, LI Haihe, et al. Fatigue reliability and sensitivity analysis of turbine disk with fuzzy failure status[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2021, 39(6): 1312-1319 (in Chinese)