

基于粒子群极值 Kriging 模型的压气机叶盘时变可靠性分析

王远卓^{1,2}, 韩治国², 杨子煜², 路成³, 薛小锋⁴

(1.北京航空航天大学 宇航学院, 北京 100191; 2.西北工业大学 航天学院, 陕西 西安 710072;
3.复旦大学 航空航天系, 上海 200433; 4.西北工业大学 航空学院, 陕西 西安 710072)

摘 要: 为了有效实现航空发动机低压压气机叶盘径向变形的动态时变可靠性分析, 基于 Kriging 模型, 结合粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO) 与极值思想, 提出了粒子群极值 Kriging 模型 (particle swarm optimization extremum Kriging model, PSOEKM) 方法。阐述了 PSOEKM 方法的分析原理; 论述了 PSOEKM 方法的建模思想; 探究了基于 PSOEKM 方法的时变可靠性分析实现途径; 以航空发动机低压压气机叶盘为案例, 运用 PSOEKM 实现其动态可靠性分析。分析结果表明: 当压气机叶盘径向变形许用值为 1.594×10^{-3} m 时, 可靠度为 99.76%。通过方法对比显示: PSOEKM 方法具有较高的分析精度与计算效率。所提出的 PSOEKM 方法为复杂结构时变可靠性分析提供了一种新的研究思路。

关 键 词: 粒子群算法; Kriging; 可靠性分析; 航空发动机; 压气机叶盘

中图分类号: V235.11

文献标志码: A

文章编号: 1000-2758(2021)06-1240-09

低压压气机转子系统对于航空发动机的正常运转起到尤为重要的作用, 其功用是通过压缩气体来提升整个系统的热力循环效率。低压压气机叶盘工作环境严苛, 承受着高压、高转速等交变载荷作用^[1], 一旦发生功能失常, 将对航空发动机产生二次损伤, 造成灾难性后果。因此, 为了保障航空发动机系统安全运行, 有必要开展低压压气机叶盘时变可靠性分析。

近年来, 国内外学者基于蒙特卡洛 (Monte Carlo, MC) 模拟与近似解析法开展了许多研究, 对航空发动机压气机叶盘进行了可靠性分析。赵洪利等^[2]基于 MC 模拟, 给出了用于评估航空发动机发生故障可能性的风险预测方法; Narayanan 等^[3]提出了基于 MC 模拟的航空发动机结构疲劳寿命估算方法; 杨周等^[4]根据模拟的随机参数与随机响应的关系, 通过一次二阶矩法对发动机进行可靠性分析; 张

飞^[5]对一次二阶矩法在均值点进行线性化展开的基础上进行改进, 提出了通过在验算点进行线性化对发动机叶盘进行可靠性分析的改进一次二阶矩方法; 白冰等^[6]针对强非线性问题高精度可靠性求解困难的问题, 依据二次二阶矩建立了可靠度指标分析方法。上述研究工作为航空发动机压气机叶盘结构可靠性分析提供了思路, 但 MC 模拟需要通过大规模计算来实现可靠性分析, 耗时较长且不能高效完成具有动态时变特性的可靠性评估; 近似解析法适用于功能函数已知的可靠性分析, 对于压气机叶盘这类复杂结构可靠性分析, 其功能函数通常是未知的。为合理规避 MC 模拟与近似解析法存在的缺点, 许多专家学者通过构建代理模型进行结构可靠性分析。高阳等^[7]提出了径向基函数神经网络模型, 对高压涡轮盘疲劳可靠性分析进行了研究; 刘佳奇等^[8]基于智能神经网络提出了一种航空发动机

收稿日期: 2021-03-23

基金项目: 国家自然科学基金 (51875465) 资助

作者简介: 王远卓 (1999—), 北京航空航天大学硕士研究生, 主要从事飞行器总体与制导控制研究。

通信作者: 韩治国 (1986—), 西北工业大学副研究员, 主要从事先进控制理论与自适应控制研究。

e-mail: zgghan2017@nwpu.edu.cn

运行状态下的时变安全性分析方法;马小骏等^[9]基于最小二乘支持向量机算法对航空发动机寿命进行了分析。上述代理模型虽然一定程度上提高了可靠性分析的效率,但是对于具有时变特性的可靠性分析问题,需要建立大量的代理模型获取结构可靠性指标,其分析流程过于复杂。因此,部分学者将极值思想引入代理模型来简化可靠性计算的负担。Zhang 等^[10-11]为有效地进行涡轮叶盘疲劳可靠性及中心齿轮可靠性分析,基于响应面方法,借鉴极值思想提出了多重极值响应面策略;Bai 等^[12]针对航空发动机叶盘的非不确定性因素提出了一种基于动态子结构的极值响应面法。然而,上述方法在构建功能函数过程中采用的是基于二次多项式的形式,其可靠性分析精度与工程需求存在偏差。

为了解决上述问题,本文基于 Kriging 模型,结合极值思想和粒子群算法(PSO),提出了粒子群极值 Kriging 模型方法(PSOEKM),用以实现航空发动机低压压气机叶盘时变可靠性分析。其中,极值思想用以简化动态分析流程,以输出响应的极值代替

整个时变过程;PSO 算法用以替代梯度下降,实现 Kriging 模型超参数寻优;Kriging 模型用于建立输出响应与输入参数之间关系,进而实现可靠性分析。此外,通过多种方法对比验证了本文研究方法的有效性与可行性。

1 粒子群极值 Kriging 模型

1.1 分析流程

为了合理高效实现航空发动机低压压气机叶盘时变可靠性分析,将极值思想和 PSO 算法引入 Kriging 模型,提出 PSOEKM 方法,其原理为:结合极值思想处理压气机叶盘输出响应的时变过程,运用输出响应极值将动态分析转化为瞬态分析;采用 PSO 算法实现目标函数求解,获取 Kriging 模型的超参数;利用 Kriging 模型描述输出响应与输入参数之间的关系,构建功能函数并实现时变可靠性分析。基于 PSOEKM 方法的航空发动机低压压气机叶盘时变可靠性分析流程如图 1 所示。

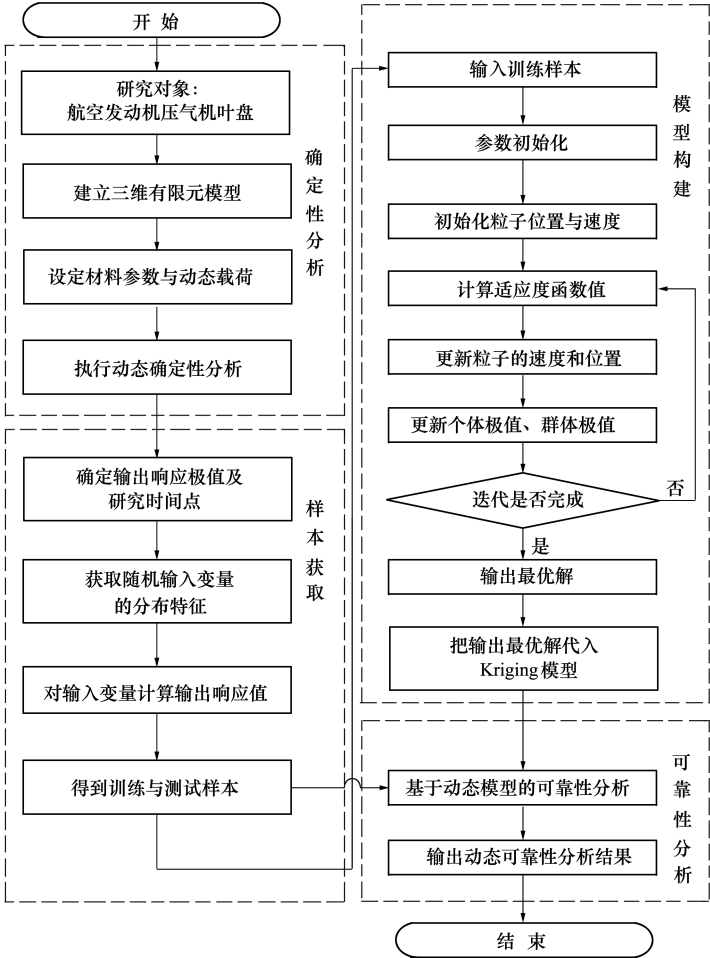


图 1 基于 PSOEKM 方法的航空发动机低压压气机叶盘时变可靠性分析流程

由图 1 可知,基于 PSO-EKM 方法的压气机叶盘动态时变可靠性分析包括确定性分析、样本获取、模型构建、时变可靠性分析 4 个部分。具体分析流程如下:

1) 构建航空发动机低压压气机叶盘三维有限元模型,设置材料参数、边界条件与动态载荷;执行动态确定性分析;获取输出响应随时间变化的规律并结合极值思想确定输出响应极值与研究时刻点。

2) 基于输入变量随机分布特征,获取足够的输入样本,通过确定性分析计算各输入样本对应的输出响应值;确定用以建模的训练样本和用以模型验证的测试样本。

3) 结合训练样本,运用 PSO 算法实现模型超参数寻优,并求解 PSO-EKM 的模型系数,构建压气机叶盘输出响应与输入参数之间的关系模型。其中,基于 PSO 算法的模型超参数求解步骤为:参数初始化,适应度函数值计算,更新粒子的位置与速度、个体极值与群体极值,完成迭代获取模型超参数。

4) 在建立的压气机叶盘输出响应模型基础上,构建其极限状态函数,采用 MC 方法进行大量模拟实现压气机叶盘时变可靠性分析并输出结果。

1.2 数学模型

参考 Kriging 模型,PSO-EKM 模型 $y(x)$ 可描述为^[13]

$$y(x) = G^T(x)\alpha + z(x) \quad (1)$$

式中: $y(x)$ 为输出响应值; α 为待定系数向量; $z(x)$ 为误差修正函数; $G(x)$ 为基函数矩阵。

与传统的响应面法相比, Kriging 模型的优势主要体现在误差修正项 $z(x)$, 该项的引入可进一步提升了模型变量之间的关联程度, 进而提升了代理模型的精度。通常, 误差修正函数 $z(x)$ 服从均值为 0、方差为 σ^2 的正态分布^[14], 即

$$\begin{aligned} E[z(x)] &= 0 \\ \text{var}[z(x)] &= \sigma^2 \\ \text{cov}[z(x_p), z(x_q)] &= \sigma^2 R(\theta, x_p, x_q) \end{aligned} \quad (2)$$

式中: E 为函数均值; var 为函数方差; cov 为函数的协方差; R 为相关函数矩阵, $p, q = 1, 2, \dots, m$; m 为训练样本的数量; x_p, x_q 为第 p 和 q 个训练样本。

x_p 与 x_q 的相关函数为

$$R(\theta, x_p, x_q) = \prod_{i=1}^n R(\theta^i, x_p^i - x_q^i) \quad (3)$$

式中: $i = 1, 2, \dots, n$, n 为训练样本的维度; θ^i 为第 i

个模型的超参数。

相关函数常用的形式有指数型、高斯型及线性型等, 本文选取高斯型函数作为相关函数的形式, 原因在于该形式函数具有较好的拟合性能^[15], 高斯型相关函数(3)式可表达为

$$R(\theta, x_p, x_q) = \exp\left(-\sum_{i=1}^n \theta^i (x_p^i - x_q^i)^2\right) \quad (4)$$

因此, 基于样本的相关函数矩阵 R 为

$$R = \begin{pmatrix} R(\theta, x_1, x_1) & R(\theta, x_1, x_2) & \cdots & R(\theta, x_1, x_m) \\ R(\theta, x_2, x_1) & R(\theta, x_2, x_2) & \cdots & R(\theta, x_2, x_m) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ R(\theta, x_m, x_1) & R(\theta, x_m, x_2) & \cdots & R(\theta, x_m, x_m) \end{pmatrix} \quad (5)$$

进而, 模型中的待定系数向量 α 可由(6)式确定

$$\alpha = (G^T(x)R^{-1}G(x))^{-1}G^T(x)R^{-1}Y_{\text{train}} \quad (6)$$

式中, Y_{train} 为训练样本的输出向量。

则误差修正函数为

$$z(x) = r^T(x)R^{-1}(Y - G^T\alpha) \quad (7)$$

式中, $r^T(x)$ 表示单个样本与所有样本相关性大小。

$r^T = [R(\theta, x, x_1) \ R(\theta, x, x_2) \ \cdots \ R(\theta, x, x_m)]$ 。

依据最小二乘理论, 模型误差的方差估计值为

$$\sigma^2 = \frac{1}{m}(Y - G^T\alpha)^T R^{-1}(Y - G^T\alpha) \quad (8)$$

模型超参数传统上采用梯度下降法, 通过最大化适应度函数进行求解获取。然而, 对于涉及多变量参数高非线性问题, 梯度下降策略寻优效率下降, 甚至无法得到全局最优解。因此, 本文将最大化问题转化为最小化问题^[16]

$$\min f(\theta) = |R|^{-\frac{1}{m}} \sigma^2 \quad (9)$$

式中, $f(\theta)$ 为适应度函数。

为了实现最小化问题求解, 采用粒子群算法通过求解(9)式实现模型超参数 θ 的寻优。粒子群算法通过粒子的随机性、记忆性、不确定性, 改善了基于梯度下降模型参数寻优容易陷入局部最优的问题。相比遗传算法, PSO 算法在更新过程中实时追踪当前最优粒子, 故收敛速度较快^[17], 可以较好、较快地满足时变条件下的可靠性分析。粒子群算法粒子的速度和位置更新如(10)式所示

$$\begin{cases} \boldsymbol{v}(k+1) = \boldsymbol{v}(k) + c_1 \cdot \boldsymbol{\beta} \cdot (\boldsymbol{x}_{\text{pbest}} - \boldsymbol{x}(k)) + \\ \quad c_2 \cdot \boldsymbol{\beta} \cdot (\boldsymbol{x}_{\text{gbest}} - \boldsymbol{x}(k)) \\ \boldsymbol{x}(k+1) = \boldsymbol{x}(k) + \boldsymbol{v}(k) \end{cases} \quad (10)$$

式中： k 为迭代次数； $\boldsymbol{v}(k)$ 为当前粒子速度； $\boldsymbol{x}(k)$ 为当前粒子位置； c_1 和 c_2 为学习因子； $\boldsymbol{\beta}$ 为随机产生的随机数； $\boldsymbol{x}_{\text{pbest}}$ 为个体最优值； $\boldsymbol{x}_{\text{gbest}}$ 为全局最优值。

基于上述分析，结合训练样本运用粒子群算法可实现模型超参数寻优，进而结合最小二乘法实现模型系数求解，建立 PSOEKM 模型（功能函数）。

1.3 时变可靠性分析

基于所构建的功能函数，结合分析目标的许用值，可建立发动机压气机叶盘径向变形的极限状态函数，其可表达为^[18]

$$\bar{y}(\boldsymbol{x}) = y_{\text{allow}} - \hat{y}(\boldsymbol{x}) \quad (11)$$

式中： $\bar{y}(\boldsymbol{x})$ 表示方程的输出响应值； y_{allow} 是发动机压气机叶盘径向变形许用值； $\hat{y}(\boldsymbol{x})$ 为 PSOEKM 模型获取的预测值。此外，如果 $\bar{y}(\boldsymbol{x}) > 0$ ，则 $y_{\text{allow}} > \hat{y}(\boldsymbol{x})$ ，表明满足可靠性要求；反之，如果 $\bar{y}(\boldsymbol{x}) < 0$ ，则 $y_{\text{allow}} < \hat{y}(\boldsymbol{x})$ ，表明不满足可靠性要求。

在此基础上，运用 MC 法对极限状态函数进行大量抽样，利用概率统计分析实现时变可靠性分析，其原理实质是借鉴伯努利大数定律，即

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P \left| \frac{n_B}{n} - p \right| < \varepsilon \quad (12)$$

式中： n_B 为 n 次试验下事件 B 出现的次数； P 为事件 B 出现的概率； ε 为任意很小的正数。

根据 (12) 式，当试验次数 n 趋近于无限大时， n 次试验中满足可靠性阈值要求的次数将收敛到实际的可靠度，则可靠度计算原理为

$$R(t) = \int_0^t p_r(t) dt = \frac{N_0 - r(t)}{N_0} \quad (13)$$

式中： $R(t)$ 为可靠度函数； $p_r(t)$ 为可靠密度函数； $r(t)$ 为 0 ~ t 时间段内累积的故障数； N_0 为 $t = 0$ 时规定条件下进行工作的产品数。

2 算例分析

2.1 动态确定性分析

压气机工作环境复杂，叶盘作为压气机重要的部件之一，其可靠性直接关乎航空发动机整个系统的安全性。选取某型航空发动机低压压气机叶盘作

为研究对象，考虑流体载荷和结构载荷的作用，对其径向变形进行动态可靠性分析。为了实现低压压气机叶盘径向变形动态可靠性分析，首先建立研究对象的三维模型（如图 2 所示），结合构建的三维模型，进而生成低压压气机叶盘的有限元模型（如图 3 所示），航空发动机低压压气机叶盘由四面体单元组成，包括 150 837 个节点和 89 424 个单元。

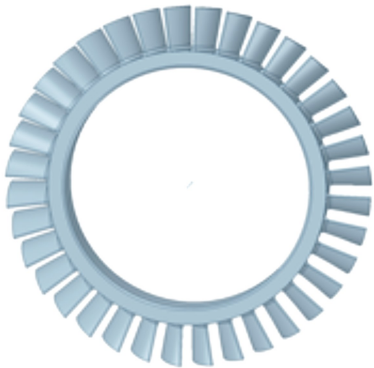


图 2 低压压气机叶盘三维模型



图 3 低压压气机叶盘有限元模型

选取 1Cr11Ni2W2MoV 作为低压压气机叶盘材料，其密度为 $7.8 \times 10^3 \text{ kg/m}^3$ 、泊松比为 0.3、弹性模量为 $2.06 \times 10^{11} \text{ Pa}$ 。此外，考虑进口流速、出口压力、密度和转速等作用，其中进口流速为 124 m/s ，出口压力为 $5.07 \times 10^5 \text{ Pa}$ ，以及转速为 $1\ 168 \text{ rad/s}$ 。需要说明的是：转速是随时间变化的，其变化特性参考文献[16]确定。在有限元模型和载荷参数设置的基础上，结合有限元法和有限元体积法对压气机叶盘径向变形进行动态确定性分析。在动态确定性分析过程中，分别针对流场和结构场进行设置：在流场中设置进口流速和出口压力载荷；在结构场中，设置材料参数、转速。最后对低压压气机叶盘设置圆

柱支撑约束。基于确定性分析得到低压压气机叶盘径向变形随时间变化曲线如图 4 所示。

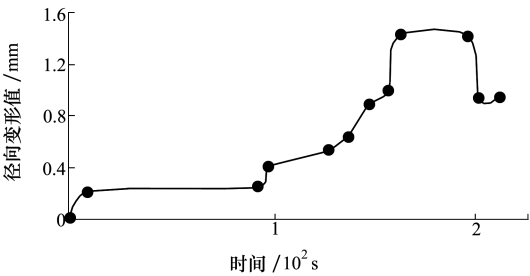


图 4 低压压气机叶盘径向变形随时间的变化曲线

由图 4 可知,低压压气机叶盘径向变形的最大值出现在分析时域[165 s, 200 s],任意选取其中某一时刻作为研究时刻点,本文选取 $t=172\text{ s}$,则此时的径向变形分布云图如图 5 所示。由图 5 可以看出,低压压气机叶盘径向变形的最大位置位于叶尖尖端,同时将该部位作为时变可靠性分析研究的部位。

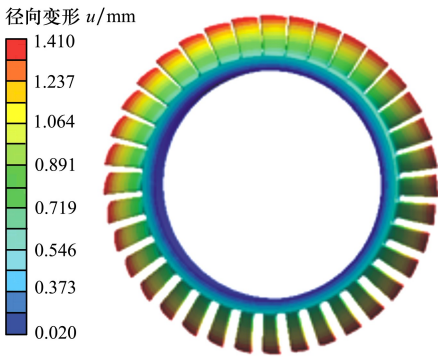


图 5 低压压气机叶盘径向变形分布云图

2.2 样本获取

基于低压压气机叶盘径向变形动态确定性分析,结合其最大值出现的时刻和位置,选取进口流速 v 、出口压力 p_{out} 、密度 ρ 和转速 w 作为随机输入变量,假设这些变量参数均服从正态分布且相互独立,其数值分布特征如表 1 所示^[19-20]。

依据表 1 输入变量的随机分布特征,运用拉丁超立方抽样获取随机输入变量的样本,并结合多次动态确定性分析计算输入样本对应的输出响应极值(最大径向变形),进而形成含有输入变量和输出响应的样本。其中,随机选取一部分样本作为训练样本,用以构建低压压气机叶盘径向变形的 PSOEKM

模型(功能函数);剩余的样本用以验证 PSOEKM 模型的精度。

表 1 输入变量的随机分布特征

输入变量	均值	标准差
出口压力 p_{out}/Pa	58 800	15 200
进口流速 $v/(\text{m} \cdot \text{s}^{-1})$	124	2.48
转速 $w/(\text{rad} \cdot \text{s}^{-1})$	1 168	23.36
密度 $\rho/(\text{kg} \cdot \text{m}^{-3})$	7 800	156

2.3 模型构建

基于动态确定性分析获取的训练样本,结合 1.2 节数学模型构建原理,运用粒子群算法实现 PSOEKM 模型超参数寻优。其中,粒子群算法寻优的初始化条件设置参数为:学习因子 $c_1=0.56, c_2=1.95$ 、最大迭代次数为 25、种群规模为 20、进化速度范围为 $[-13,13]$ 、进化位置范围为 $[0.1,20]$ 。基于粒子群算法的适应度函数进化曲线如图 6 所示。

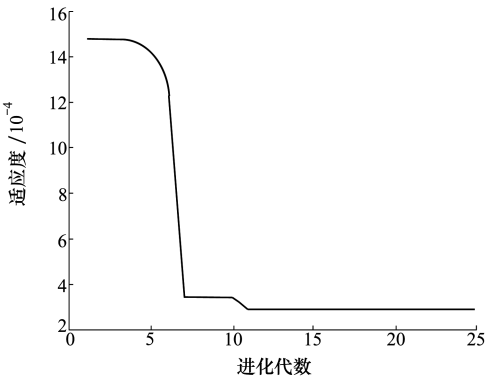


图 6 基于粒子群算法的适应度函数进化曲线

从图 6 可以看出,整个粒子适应度函数收敛的过程中,开始收敛速度较快,随着迭代次数的增加,收敛速度变慢直至稳定。群体粒子适应度通过 7 次迭代基本收敛,在第 12 次迭代时目标值达到最小,稳态值为 2.9×10^{-4} 。此时,PSOEKM 模型超参数 $\theta=[0.716,13.500,0.521,0.223]$ 。

在得到模型超参数的基础上,为构建低压压气机叶盘径向变形的功能函数,采用最小二乘法实现 PSOEKM 模型相关函数矩阵 $\boldsymbol{R}$ 与待定系数 $\boldsymbol{\alpha}$ 向量的求解

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} 1 & 3.53 \times 10^{-17} & \cdots & 1.17 \times 10^{-29} & 4.01 \times 10^{-6} \\ 3.53 \times 10^{-17} & 1 & \cdots & 6.09 \times 10^{-12} & 3.18 \times 10^{-10} \\ \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots \\ 1.17 \times 10^{-29} & 6.09 \times 10^{-12} & \cdots & 1 & 1.67 \times 10^{-14} \\ 4.01 \times 10^{-6} & 3.18 \times 10^{-10} & \cdots & 1.67 \times 10^{-14} & 1 \end{bmatrix}_{100 \times 100}$$
$$\boldsymbol{\alpha} = [-8.82 \times 10^{-2} \quad -2.12 \times 10^{-2} \quad \cdots \quad 9.24 \times 10^{-2} \quad 6.17 \times 10^{-2}]_{15 \times 1}^T \tag{14}$$

2.4 可靠性分析

基于建立的功能函数,结合低压压气机叶盘径向变形的许用值,其极限状态函数根据(11)式可表达为

$$\bar{y}(\mathbf{x}) = 1.594 \times 10^{-3} - \hat{y}(\mathbf{x}) \tag{15}$$

利用 MC 法对(15)式进行 10 000 次仿真抽样,则低压压气机叶盘径向变形的仿真历史与分布直方图分别如图 7~8 所示。由图 7 和图 8 可知,低压压气机叶盘径向变形服从正态分布。当低压压气机叶盘径向变形许用值为 $1.594 \times 10^{-3} \text{m}$ (该值基于 3σ 原则确定)时^[16],可靠度为 99.76%,满足工程需求。

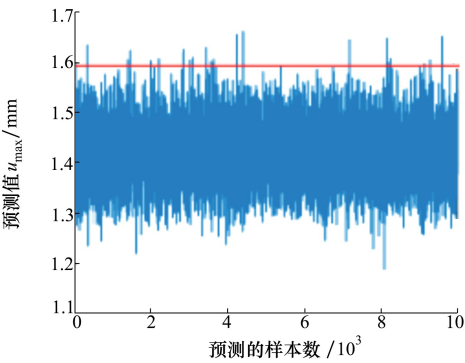


图 7 低压压气机叶盘径向变形仿真历史

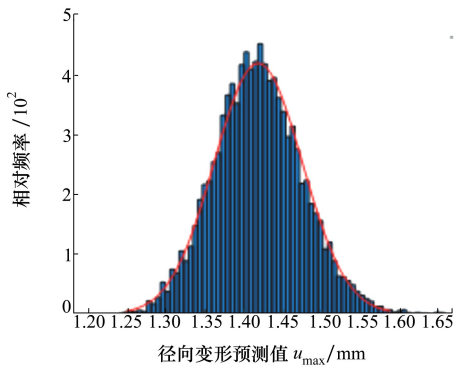


图 8 低压压气机叶盘径向变形分布直方图

3 粒子群极值 Kriging 模型验证

3.1 建模特性

为了说明 PSOEKM 在建模特性方面的优势,基于测试样本,通过均方根误差 E_{RMS} 和平均相对误差 E_{ar} 对其建模精度进行研究,其计算原理见(16)式。在 PSOEKM 建模特性过程中,通过极值响应面法(extremum response surface method, ERSM)和极值 Kriging 模型(extremum Kriging model, EKM)进行对比分析。需要说明的是:所有的计算在相同的计算环境下执行;ERSM 和 EKM 模型均是采用相同的训练样本构建;在建模精度分析过程中,以低压压气机叶盘径向变形动态确定性分析结果作为参考;在建模效率方面,则是以 ERSM 建模时间作为参考。建模精度与效率分析结果如表 2 所示。

$$E_{\text{RMS}} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_{\text{true}} - Y_{\text{train}})^2}$$
$$E_{\text{ar}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |Y_{\text{true}} - Y_{\text{train}}| \tag{16}$$

表 2 建模精度与效率分析结果

模型	均方根误差/	平均绝对误差/	建模 时间/s
	mm	mm	
PSOEKM	0.006 2	0.121 1	1.07
EKM	0.021 3	0.126 4	0.25
ERSM	0.021 5	0.126 7	0.12

由表 2 可以看出,PSOEKM 的建模时间相对于 EKM 和 ERSM 略有增长,其原因是 PSO 在模型超参数寻优过程中存在多次迭代计算,但是其建模效率是可接受的。在建模精度方面,相较于 EKM 和 ERSM,所提出的 PSOEKM 具有一定的优势,PSOEKM 的均方根误差和平均绝对误差小于 ERSM 和 EKM 的均方根误差和平均绝对误差,并且 PSOEKM 的建模精度相对于 ERSM 和 EKM 分别提高了 4.62% 和 4.38%。因此,在建模效率可接受范

围内,PSOEKM 在建模精度方面具有明显的优势。

3.2 仿真性能

PSOEKM 方法的仿真性能主要从仿真效率和分析精度两方面进行研究,结合多种方法对比分析的手段加以说明,其中所用的方法有直接模拟法、ERSM 和 EKM。基于表 1 中输入变量数值随机的分布特征,分别将 4 种方法用于执行不同频次(10^2 , 10^3 和 10^4)的 MC 抽样,实现低压压气机叶盘径向变形时变可靠性分析。其中,由于计算限制没有执行 10^4 次直接模拟。此外,在仿真性能分析过程中,以直接模拟的分析结果作为参考。基于 ERSM、EKM 和 PSOEKM 的仿真性能分析结果如表 3~5 所示。

表 3 仿真效率分析结果

模型	10^2 次模拟	10^3 次模拟	10^4 次模拟
直接模拟	36 946	387 580	
PSOEKM	0. 001 908	0.010 875	0.102 969
EKM	0. 002 413	0.011 737	0.107 781
ERSM	0. 000 469	0.000 851	0.002 278

表 4 仿真可靠性分析结果

模型	10^2 次模拟	10^3 次模拟	10^4 次模拟
直接模拟	0.99	0.998	
ERSM	1	0.995	0.996 6
EKM	1	0.996	0.996 8
PSOEKM	0.99	0.997	0.997 6

表 5 仿真精度分析结果

模型	10^2 次模拟	10^3 次模拟
ERSM	98.99	99.70
EKM	98.99	99.80
PSOEKM	100	99.90

由表 3 可知,代理模型(包括 PSOEKM、EKM 和 ERSM)的仿真时间远远小于直接模拟的仿真时间,由表 4~5 可以看出,在不同的仿真模拟次数下,PSOEKM 的仿真结果优于 ERSM 和 EKM 的仿真结果,并且其分析结果与直接模拟的结果最为接近;相较于 ERSM 和 EKM,PSOEKM 的仿真精度分别提升了 0.61% 和 0.11%。因此,PSOEKM 在仿真特性方面具有一定的优势。

4 结 论

基于 Kriging 模型,结合 PSO 与极值思想,提出了 PSOEKM 方法,在考虑流体载荷和结构载荷交互作用的情况下,本文实现航空发动机低压压气机叶盘径向变形时变可靠性分析,并通过方法对比验证了所提出方法的有效性和可行性。本文主要结论如下:

- 1) 考虑多种时变载荷的影响,开展了低压压气机叶盘径向变形动态确定性分析,获取输出响应随时间变化规律,并确定了输出响应极值与研究时刻点;
- 2) 基于 PSOEKM 实现了低压压气机叶盘径向变形建模,通过大量仿真模拟,当径向变形许用值为 $1.594\times10^{-3}\text{m}$ 时,其可靠概率为 99.76%;
- 3) PSOEKM 在建模精度方面具有一定的优势,其精度相对于 ERSM 和 EKM 分别提高了 4.62% 和 4.38%;
- 4) 在不同模拟次数下,在仿真效率满足工程需求的前提下,PSOEKM 仿真精度均优于 ERSM 和 EKM。

参考文献:

[1] 滕志辉,白广忱. 某型发动机压气机轮盘结构可靠性分析[J]. 航空发动机, 2006, 32(2): 34-37
TENG Zhihui, BAI Guangchen. Structural reliability analysis of an aeroengine compressor disk[J]. Aeroengine, 2006, 32(2): 34-37 (in Chinese)

[2] 赵洪利,刘宇文. 基于蒙特卡罗模拟的航空发动机故障风险预测[J]. 北京航空航天大学学报, 2015, 41(3): 545-550
ZHAO Hongli, LIU Yuwen. Forecasting for aero-engine failure risk based on Monte Carlo simulation[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2015, 41(3): 545-550 (in Chinese)

[3] NARAYANAN G, REZAEI K, Nackenhorst U. Fatigue life estimation of aero engine mount structure using monte carlo simulation[J]. International Journal of Fatigue, 2016(83): 53-58

[4] 杨周,杜尊令,张义民. 某型航空发动机涡轮盘的可靠性灵敏度设计[J]. 东北大学学报, 2011, 32(8): 1161-1164
YANG Zhou, DU Zunling, ZHANG Yimin. Reliability-based sensitivity design of an aero-engine turbine disk[J]. Journal of

- Northeastern University, 2011, 32(8): 1161-1164 (in Chinese)
- [5] 张飞. 基于有限元法的某涡轮盘的疲劳可靠性灵敏度分析[D]. 沈阳: 东北大学, 2009
ZHANG Fei. Sensitivity analysis on fatigue reliability of a turbine disk using finite element method[D]. Shenyang: Northeastern University, 2009 (in Chinese)
- [6] 白冰, 张清华, 李乔. 结构二次二阶矩可靠度指标的回归分析预测算法[J]. 工程力学, 2013, 30(10): 219-226
BAI Bing, ZHANG Qinghua, LI Qiao. Regression analysis-prediction algorithm for second-order second-moment reliability index evaluation[J]. Engineering Mechanics, 2013, 30(10): 219-226 (in Chinese)
- [7] 高阳, 白广忱, 于霖冲. 基于 RBF 神经网络的涡轮盘疲劳可靠性分析[J]. 机械设计, 2009, 26(5): 8-10
GAO Yang, BAI Guangchen, YU Linchong. Fatigue reliability analysis of turbine disk based on RBF neural network[J]. Journal of Machine Design, 2009, 26(5): 8-10 (in Chinese)
- [8] 刘佳奇, 冯蕴雯, 路成, 等. 基于智能神经网络的航空发动机运行安全分析[J/OL]. (2021-04-12)[2021-12-13]. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.1929.v.20210409.1945.016.html>
- [9] 马小骏, 任淑红, 左洪福, 等. 基于 LS-SVM 算法和性能可靠性的航空发动机在翼寿命预测方法[J]. 交通运输工程学报, 2015, 15(3): 92-100
MA Xiaojun, REN Shuhong, ZUO Hongfu, et al. Prediction method of aero-engine life on wing based on LS-SVM algorithm and performance reliability[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2015, 15(3): 92-100 (in Chinese)
- [10] ZHANG C Y, YUAN Z S, WANG Z, et al. Probabilistic fatigue/creep optimization of turbine bladed disk with fuzzy multi-extremum response surface method[J]. Materials(Basel), 2019, 12(20): 3367
- [11] ZHANG C Y, WANG A H, SUN T, et al. Reliability analysis for the gear of power assisting cycle with multi-extremum response surface method[C]//4th International Conference on Mechanics and Mechatronics Research, 2017
- [12] BAI B, ZHANG W, LI B T, et al. Application of probabilistic and non probabilistic hybrid reliability analysis based on dynamic substructural extremum response surface decoupling method for a blisk of the aeroengine[J]. International Journal of Aerospace Engineering, 2017, 2017: 5839620
- [13] 李宝玉, 张磊刚, 裘群海, 等. 基于 Kriging 模型梯度解析解的改进一次二阶矩方法[J]. 航空学报, 2019, 40(5): 155-162
LI Baoyu, ZHANG Leigang, QIU Qunhai, et al. An advanced first order and second moment method based on gradient analytical solution of Kriging surrogate model[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2019, 40(5): 155-162 (in Chinese)
- [14] 刘瞻, 张建国, 王灿灿, 等. 基于优化 Kriging 模型和重要抽样法的结构可靠度混合算法[J]. 航空学报, 2013, 34(6): 1347-1355
LIU Zhan, ZHANG Jianguo, WANG Cancan, et al. Hybrid structure reliability method combining optimized Kriging model and importance sampling[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2013, 34(6): 1347-1355 (in Chinese)
- [15] KAYMAZ I. Application of Kriging method to structural reliability problems[J]. Structural Safety, 2005 (27): 133-151
- [16] 路成. 基于先进代理模型的复杂结构/机构可靠性设计[D]. 西安: 西北工业大学, 2020
LU Cheng. Reliability design of complex structure/mechanism based on advanced surrogate models[J]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University, 2020 (in Chinese)
- [17] 金敏, 鲁华祥. 一种遗传算法与粒子群优化的多子群分层混合算法[J]. 控制理论与应用, 2013, 30(10): 1231-1238
JIN Min, LU Huaxiang. A multi-level hybrid algorithm based on genetic algorithm and particle swarm optimization[J]. Control Theory & Applications, 2013, 30(10): 1231-1238 (in Chinese)
- [18] 周长聪, 吉梦瑶, 张屹尚, 等. 多失效模式下起落架机构可靠性及灵敏度研究[J]. 西北工业大学学报, 2021, 39(1): 46-54
ZHOU Changcong, JI Mengyao, ZHANG Yishang, et al. Mechanism reliability and sensitivity analysis of landing gear under multiple failure modes[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2021, 39(1): 46-54 (in Chinese)
- [19] LU C, FENG Y W, LIEM R P, et al. Improved Kriging with extremum response surface method for structural dynamic reliability and sensitivity analyses[J]. Aerospace Science and Technology, 2018(76): 164-175
- [20] FEI C W, BAI G C. Extremum selection method of random variable for nonlinear dynamic reliability analysis of turbine blade deformation[J]. Propulsion and Power Research, 2012, 1(1): 58-63

Time-varying reliability analysis of compressor blisk based on particle swash optimization extreme Kriging model

WANG Yuanzhuo^{1,2}, HAN Zhiguo², YANG Ziyu², LU Cheng³, XUE Xiaofeng⁴

(1.School of Astronautics, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100191, China;
2.School of Astronautics, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China;
3.Department of Aeronautics and Astronautics, Fudan University, Shanghai 200433, China;
4.School of Aeronautics, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract: In order to effectively realize the dynamic time-varying reliability analysis of the radial deformation of the aero-engine low pressure compressor, based on Kriging model combined with particle swarm optimization (PSO) and extreme value idea, a particle swarm optimization extremum Kriging model (PSOEKM) method was proposed. Firstly, the analysis principle of PSOEKM method is expounded. Secondly, the modeling idea of PSOEKM method is discussed. Then, the implementation approach of time-varying reliability analysis based on PSOEKM is explored. Finally, taking the aero-engine low pressure compressor blisk as an example, the dynamic reliability analysis is carried out by using PSOEKM. The analysis results show that the reliability is 99.76% when the allowable value of radial deformation of the compressor blisk is 1.594×10^{-3} m. Compared with the traditional Kriging model and the extreme response surface model, the PSOEKM method has high analysis accuracy and calculation efficiency. The method presented in this paper provides a new research idea for time-varying reliability analysis of complex structures.

Keywords: particle swarm optimization; Kriging; reliability analysis; aeroengine; compressor blisk

引用格式:王远卓, 韩治国, 杨子煜, 等. 基于粒子群极值 Kriging 模型的压气机叶盘时变可靠性分析[J]. 西北工业大学学报, 2021, 39(6): 1240-1248

WANG Yuanzhuo, HAN Zhiguo, YANG Ziyu, et al. Time-varying reliability analysis of compressor blisk based on particle swash optimization extreme Kriging model[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2021, 39(6): 1240-1248 (in Chinese)