

## 涡轮叶片寿命可靠性优化的类序列解耦法

贾贝熙\*, 邢晨光, 刘波, 谭健美, 宋坤苓  
(中国航空研究院, 北京 100029)

**摘要:**针对含气膜孔冷却涡轮叶片多模式寿命可靠性优化设计效率与精度兼顾困难的问题,提出了基于自适应克里金代理模型的类序列解耦可靠性优化方法。该方法中,可靠性约束里的极限状态面代理模型构建过程会随着设计参数的搜索迭代而实时更新,并严格保证每个优化步下的代理精度和可行域判断的准确性,因此收敛快、稳健性强。代理模型在扩展空间中协作代理并共用训练样本点,实时自学习训练目标函数和约束函数的代理模型至收敛,在保证代理精度的同时显著提高优化效率。此外,基于所提方法开发了一体化、自动化的寿命可靠性优化集成仿真软件,并完成了涡轮叶片寿命可靠性优化设计的工程化验证,该结果验证了所提方法的高效性及工程适用性。

**关键词:**可靠性优化设计;类序列解耦法;自适应代理模型;参数化仿真系统

**中图分类号:**V228 **文献标志码:**A **文章编号:**1001-2486(2024)06-043-11



论  
文  
拓  
展

## Quasi-sequence decoupling method for life reliability optimization of turbine blades

JIA Beixi\*, XING Chenguang, LIU Bo, TAN Jianmei, SONG Kunling  
(Chinese Aeronautical Establishment, Beijing 100029, China)

**Abstract:** It was difficult to balance the efficiency and accuracy of multi-mode life RBDO (reliability-based design optimization) of turbine blades with film holes in the presence of random uncertainty, a quasi-sequence decoupling method of RBDO based on adaptive Kriging surrogate model was proposed. The construction process of the limit state surface surrogate model in reliability constraint was updated in real time with the search iteration of the design parameters, and the surrogate model strictly ensured the accuracy of surrogate model and feasible region judgment in each iteration step. The proposed method avoided updating the limit state surface in non-access domain of design parameters, so that obtaining a high convergence speed and strong robustness. The embedded real-time update strategy builds a cooperative surrogate model in the extended space and shares training sample points, and adaptively trains the Kriging model of the objective function until convergence, so that it is able to ensure the surrogate accuracy and significantly improve the optimization efficiency. In addition, an integrated and automatic simulation system for life reliability optimization is developed, which verifies the high efficiency and engineering feasibility of the proposed method and software in the turbine blade life RBDO problem.

**Keywords:** reliability-based design optimization; quasi-sequence decoupling method; adaptive surrogate model; parametric simulation system

受到工况严苛、失效模式复杂<sup>[1]</sup>、不确定性因素众多、寿命可靠性预测不准确等影响,目前含气膜孔冷却涡轮叶片的概率寿命可靠性估计及设计在方法和工程应用上存在较多的技术瓶颈。涡轮叶片寿命可靠性优化设计是寿命与可靠性的权衡设计,它考虑了广泛存在于寿命估计中的随机不确定性<sup>[2]</sup>。可靠性优化模型是约束中的可靠性计算和参数优化迭代的嵌套结构,利用计算机

仿真,叶片的寿命可靠性优化通过控制几何设计参数,在满足寿命可靠性约束的前提下高效准确地优化叶片性能。

由于涡轮叶片的寿命可靠性优化是一个多学科综合问题,因此需要选择合适的优化策略来高效准确地完成设计。可靠性优化多采用双层法、单层法或解耦法进行优化迭代求解。双层法是可靠性计算和优化迭代的简单两级嵌套,但复杂度

收稿日期:2022-07-06

基金项目:国家重大科技专项资助项目(2017-IV-0009-0046)

\*第一作者:贾贝熙(1990—),女,陕西西安人,高级工程师,博士,E-mail:maodandans@163.com

引用格式:贾贝熙,邢晨光,刘波,等. 涡轮叶片寿命可靠性优化的类序列解耦法[J]. 国防科技大学学报, 2024, 46(6): 43-53.

Citation: JIA B X, XING C G, LIU B, et al. Quasi-sequence decoupling method for life reliability optimization of turbine blades[J].

Journal of National University of Defense Technology, 2024, 46(6): 43-53.

适应性和工程计算效率较差<sup>[3]</sup>。单层法通过失效指标的等价最优 KKT (Karush-Kuhn-Tucker) 条件<sup>[4]</sup>将可靠度指标约束转化为功能测度约束,采用将嵌套模块直接整合为一个迭代循环或按次序排列成一个循环的重构模型策略,将双层优化转换成单层执行过程,并将上一步优化得到的逆设计点近似作为本次优化约束中的逆设计点。该方法对嵌套循环的效率有所提高,但受限于较大的约束变形难度。

解耦法的主要思想是将可靠性优化转换为一个确定性优化或者一系列确定性优化的循环,利用独立于设计参数优化的可靠性分析过程来更新确定性优化搜索的可行域,从而将内外层耦合完全分离,提高优化效率。解耦法包括完全解耦及序列解耦。完全解耦法<sup>[5]</sup>在优化前预先获得失效概率函数或可行域边界的解析或近似模型,以便完全解除可靠性分析与最优设计参数搜索的耦合,因而无须反复计算可靠性,大大减少嵌套计算的工作量。序列解耦法将原问题分解为一系列串行循环的确定性优化和等价可靠性分析,在每个优化步的当前设计参数下寻找与目标可靠度指标对应的功能函数逆设计点,以判别优化参数的可行性,并构造下一步确定性优化的约束条件,从而减少可靠性分析和迭代次数。

可靠性优化中的约束函数条件往往十分复杂,而代理模型能将可靠性约束与设计变量之间的隐式关系近似构造出来,如工程中常用的响应面法<sup>[6]</sup>、支持向量机法<sup>[7]</sup>、多项式混沌展开法<sup>[8]</sup>、克里金法<sup>[9]</sup>等。因此,前述优化方法可以结合代理模型来提高计算效率及工程适用性。基于代理模型的完全解耦法执行过程相对简单,但选择合适的设计参数样本池比较困难,过大的样本池会导致计算量过大或代理模型难以收敛,过小的样本池则会损失优化求解的精度。嵌入代理模型的序列解耦法只在访问到的设计参数处更新代理模型,而未访问处不更新,从而提高优化效率并保证精度,但可靠度指标与失效概率并不完全等价,当功能函数非线性程度较高时该方法的精度不够,并且对非正态变量的情况包含较为复杂的转换。

实际工程中涡轮叶片寿命的隐式功能函数计算十分耗时,考虑到自适应代理模型的高效高精度特点,并弥补前述优化方法不能快速求解的缺陷,首先提出一种更为通用、适用性更强的基于自适应克里金代理模型的类序列解耦优化方法,该方法不仅适用于失效概率作为可靠性约束的情

况,还受输入变量的分布类型和极限状态面的非线性程度的限制。此外,基于所提方法开发了一套涡轮叶片寿命可靠性优化的参数化集成仿真系统<sup>[10]</sup>,验证了所提优化方法的实用效果,推进了理论方法向工程实践的应用。

## 1 基于自适应代理模型的类序列解耦可靠性优化方法

### 1.1 寿命可靠性优化模型

由于涡轮叶片的寿命短板区往往位于气膜孔的应力集中处,带有气膜孔冷却结构的叶片优化重点包括气膜孔的几何形状和位置。因此,可建立如式(1)所示的涡轮叶片多模式寿命可靠性优化设计(reliability-based design optimization, RBDO)模型。该模型的优化目标是通过优化气膜孔几何设计参数提高叶片多模式下的寿命均值,约束条件为串联系统寿命的可靠度大于给定阈值,同时气膜孔几何设计变量均值满足结构布局要求。

记目标函数为寿命均值  $\mu_N(\boldsymbol{\theta})$ , 约束函数为随设计参数  $\boldsymbol{\theta}$  变化的寿命失效概率  $P_f(\boldsymbol{\theta})$ ,  $\boldsymbol{\theta}^L$ 、 $\boldsymbol{\theta}^U$  为设计参数的上下界,  $P_f^*$  为失效概率阈值,  $Pr\{\cdot\}$  为概率算子。

$$\begin{cases} \text{Find } \boldsymbol{\theta} \\ \text{Max } \mu_N(\boldsymbol{\theta}) = E[N(\mathbf{x}|\boldsymbol{\theta})] \\ \text{s. t. } \begin{cases} P_f(\boldsymbol{\theta}) = Pr\{g(\mathbf{x}|\boldsymbol{\theta}) \leq 0\} \leq P_f^* \\ \boldsymbol{\theta}^L \leq \boldsymbol{\theta} \leq \boldsymbol{\theta}^U \end{cases} \end{cases} \quad (1)$$

该优化模型中,记所有输入随机变量为  $\mathbf{x}$ , 设计参数为几何随机变量均值  $\boldsymbol{\theta} = \boldsymbol{\mu}_x$ 。定义两种失效模式下标为  $j=1, 2$ , 寿命安全阈值为  $N^*$ , 则两种耦合失效模式下串联系统的寿命函数  $N(\mathbf{x})$  及功能函数  $g(\mathbf{x})$  分别为:

$$\begin{cases} N(\mathbf{x}) = \min(N_1(\mathbf{x}), N_2(\mathbf{x})) \\ g(\mathbf{x}) = \min(g_1(\mathbf{x}), g_2(\mathbf{x})) = N(\mathbf{x}) - N^* \end{cases} \quad (2)$$

可以看出,上述可靠性优化模型存在外层搜索最优设计参数和内层给定设计参数下可靠性分析的双层循环耦合,因此优化模型的求解可分为失效概率的估算和设计点的迭代搜索两部分讨论。

### 1.2 失效概率约束的自适应代理模型

失效概率的估算是可靠性优化设计中的难点和耗时点。由于涡轮叶片多模式寿命可靠性分析的主要特点是输入变量维度较高,功能函数高度

复杂且计算费时,传统可靠性分析方法往往效率和精度不足。鉴于此,优化模型中的可靠性计算可利用自适应克里金(adaptive Kriging, AK)代理模型来拟合极限状态面,并将其结合到蒙特卡罗仿真(Monte Carlo simulation, MCS)法中估计失效概率,称为可靠性估计的 AK-MCS 法<sup>[11]</sup>,其计算步骤如图 1 所示。寿命可靠性分析中失效边界的 AK 局部代理模型用尽可能少的训练样本点构建隐式系统功能函数的高精度代理,并通过 U 学习函数逐步自动挑选出对失效概率精度贡献最大的样本点并添加至模型训练集更新代理模型,从而有效提高可靠性计算的效率。

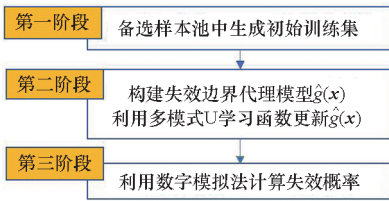


图 1 基于代理模型的可靠性估计流程  
Fig. 1 Flow chart of surrogate model based reliability evaluation

采用多模式 U 学习函数<sup>[12]</sup>来自适应构造克里金代理模型。对于多模式串联系统的失效概率求解,失效边界的自适应代理模型根据自学习函数按照边界拟合精度贡献程度增加训练样本,而失效概率的结果及计算精度则由样本池中样本响应值正、负符号分类的正确性决定。改进的多模式 U 学习函数通过在串联系统中找到每个样本点对应的最易识别失效模式并对其功能函数进行更新,保证最终多模式系统失效边界代理模型的准确性并大幅提高计算效率。多模式串联系统的 U 学习函数为:

$$U_x(\mathbf{x}) = \begin{cases} \min_{j=1}^2 [ |\mu_{\hat{g}_j}(\mathbf{x})| / \sigma_{\hat{g}_j}(\mathbf{x}) ] & \omega = \emptyset \\ \max_{j=1}^2 [ |\mu_{\hat{g}_j}(\mathbf{x})| / \sigma_{\hat{g}_j}(\mathbf{x}) ] & \omega \neq \emptyset \end{cases} \quad (3)$$

其中,  $\mu_{\hat{g}_j}(\mathbf{x})$  和  $\sigma_{\hat{g}_j}(\mathbf{x})$  分别为  $\hat{g}_j(\mathbf{x})$  的预测均值与标准差,  $\omega = \{j | \mu_{\hat{g}_j}(\mathbf{x}) \leq 0, j = 1, 2\}$  为  $\mathbf{x}$  落入单个模式代理模型确定的失效域的模式编号集合。采用上述多模式串联系统的 U 学习函数来对功能函数代理模型进行更新时无须更新所有模式的代理模型,因此多模式串联系统的收敛性可以由公式  $\min_{\mathbf{x} \in S_x} U_x(\mathbf{x}) \geq 2$  是否被满足来判别。

综上所述,该方法可对串联系统的寿命极限状

态面进行局部自适应代理,使得可靠性分析在满足精度的前提下提高计算效率。此外,非介入式的代理过程减少了有限元及寿命分析的调用次数,使得计算过程简单高效。并且多模式系统的 U 学习函数只更新重要模式的代理模型,提高代理模型分析效率,而自学习策略能够保证样本池中失效边界样本的分类精度,确保了代理模型的准确性。

### 1.3 基于自适应克里金代理模型的类序列解耦优化方法

设计点的搜索方法决定了可靠性优化设计的迭代方向和求解效率。目前已有的优化求解方法主要是通过可靠性分析中引入近似或重新构造优化问题来提高优化效率。由于涡轮叶片的寿命可靠性优化问题是带有复杂有限元仿真的大型工程问题,在优化方法的选择上必须重点考虑计算效率,因此,结合失效概率估计的 AK-MCS 法,提出基于 AK 代理模型与类序列解耦(quasi-sequence decoupling, QSD)相结合的可靠性优化设计方法,通过功能函数的自适应代理将概率约束进行显式近似,并利用目标函数在每个设计参数迭代步中的解耦优化搜索,实现内层嵌套的可靠性分析与外层优化设计的分离,进而采用常规的确定性优化算法来进行求解。

基于自适应克里金代理模型的类序列解耦优化方法的可靠性优化设计流程如图 2 所示。该方法将可靠性约束中极限状态面的代理模型构造和优化过程结合,随设计参数的搜索变更而实时更新极限状态面的代理模型,并利用该收敛的代理模型适时求解当前设计参数对应的失效概率和可靠性局部灵敏度,以支撑下一轮迭代中新的设计参数的搜索和当前设计参数可行性的判别。该方法严格保证了整个优化过程中极限状态面代理的精度和可行域判断的准确性,避免了在设计参数的非访问域进行极限状

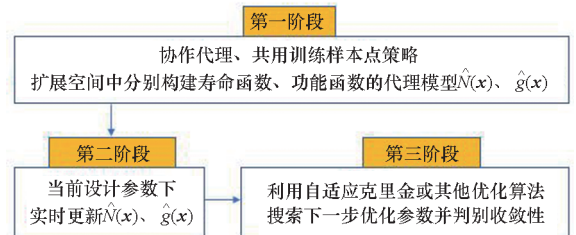


图 2 基于自适应克里金代理模型的类序列解耦优化方法的可靠性优化设计流程  
Fig. 2 Flow chart of surrogate model-quasi sequence decoupling method of RBDO

态面的更新,有效控制了计算量。此外,代理模型的内嵌实时更新策略在设计参数可能取值区域内构造扩展空间备选样本池,并自适应地训练目标函数和约束函数的克里金代理模型直至收敛,在保证代理精度的同时显著提高优化效率。

图 3 给出 AK-QSD 优化方法的优化流程,主要步骤包含共用训练样本的协作代理模型构建、当前设计参数下代理模型的实时更新,以及新设计参数的迭代搜索三个阶段。

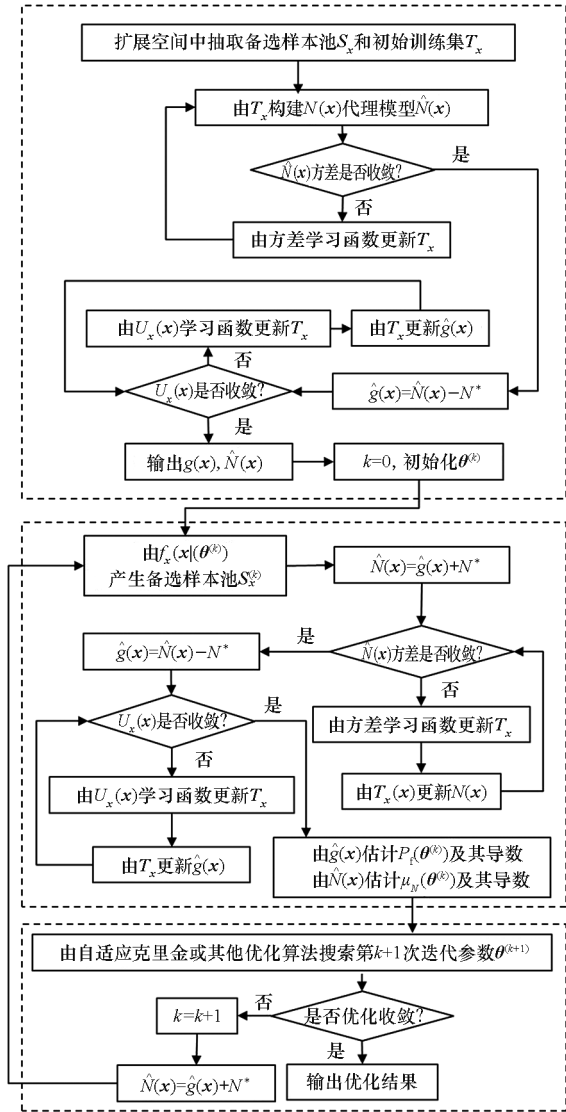


图 3 基于自适应克里金代理模型的类序列解耦优化方法的可靠性优化设计步骤

Fig. 3 Steps of surrogate model-quasi sequence decoupling method of RBDO

第一阶段:采用协作代理和共用训练样本点的策略,在扩展空间中分别构建寿命函数  $N(\mathbf{x})$  和功能函数  $g(\mathbf{x})$  的代理模型  $\hat{N}(\mathbf{x})$  和  $\hat{g}(\mathbf{x})$ 。

步骤 1:在设计参数和输入变量的扩展空间

生成容量为  $N$  的备选样本池  $S_x = [\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N]^T$ 。

步骤 2:从  $S_x$  中抽取  $N_1$  个初始样本并计算寿命值,形成寿命函数初始训练集:

$$T_x = [(\mathbf{x}_1^{(1)}, N(\mathbf{x}_1^{(1)})), \dots, (\mathbf{x}_{N_1}^{(1)}, N(\mathbf{x}_{N_1}^{(1)}))]^T$$

步骤 3:由  $T_x$  和克里金工具箱构造  $N(\mathbf{x})$  的代理模型  $\hat{N}(\mathbf{x})$ 。

步骤 4:使用方差学习函数判断  $\hat{N}(\mathbf{x})$  是否收敛。若收敛,则执行步骤 5;若不收敛,则在  $S_x$  中利用方差学习函数选取新的训练样本点并求得相应的寿命响应值,将新的训练样本点添加到  $T_x$  进行更新,然后返回步骤 3。

步骤 5:由收敛的  $\hat{N}(\mathbf{x})$  构建  $g(\mathbf{x})$  的初始克里金代理模型  $\hat{g}(\mathbf{x}) = \hat{N}(\mathbf{x}) - N^*$ 。

步骤 6:由多模式串联系统  $U$  学习函数判别  $U_x(\mathbf{x})$  在  $S_x$  中是否收敛。若  $\min_{x \in S_x} U_x(\mathbf{x}) < 2$ , 则未收敛,执行步骤 7,反之收敛,转入步骤 8。

步骤 7:由  $U_x(\mathbf{x})$  学习函数选取新的训练样本点并求得相应的功能函数值,将新的训练样本点添加到  $T_x$  中进行更新,然后由更新的  $T_x$  构建  $g(\mathbf{x})$ , 返回步骤 6。

步骤 8:输出收敛的  $\hat{N}(\mathbf{x})$  和  $g(\mathbf{x})$  至第二阶段,且在进入第二阶段之前初始化迭代指针  $k = 0$  和设计参数  $\theta^{(k)}$ 。

第二阶段:在当前设计参数  $\theta^{(k)}$  下实时更新  $\hat{N}(\mathbf{x})$  和  $\hat{g}(\mathbf{x})$  至优化迭代收敛,以便第三阶段迭代搜索新的设计参数。

步骤 1:由当前设计参数  $\theta^{(k)}$  下输入变量的概率密度函数  $f_x(\mathbf{x} | \theta^{(k)})$  产生备选样本池  $S_x^{(k)}$ , 并令  $\hat{N}(\mathbf{x}) = \hat{g}(\mathbf{x}) + N^*$ 。

步骤 2:使用方差学习函数判别当前  $\hat{N}(\mathbf{x})$  在  $S_x$  中是否收敛。若收敛,则执行步骤 3;若不收敛,则利用  $U_x(\mathbf{x})$  来更新  $T_x$ , 并用  $T_x(\mathbf{x})$  更新  $\hat{N}(\mathbf{x})$ , 直至收敛。

步骤 3:取  $\hat{g}(\mathbf{x}) = \hat{N}(\mathbf{x}) - N^*$ , 并使用  $T_x$  自适应更新  $\hat{g}(\mathbf{x})$  至收敛。

步骤 4:使用收敛的  $\hat{N}(\mathbf{x})$  和  $\hat{g}(\mathbf{x})$  分别计算当前设计参数下的目标函数值及其导数值、约束函数值及其导数值,然后进入第三阶段。

第三阶段:利用确定性优化算法搜索下一步优化参数并判别优化收敛性。

步骤 1:采用确定性优化算法求得下一步优

化参数  $\theta^{(k+1)}$ 。

**步骤2:**若前后两次的优化目标值满足优化收敛条件,则结束迭代,输出优化结果;若不满足收敛条件,则令  $k = k + 1$ , 且  $\hat{N}(\mathbf{x}) = \hat{g}(\mathbf{x}) + N^*$ , 返回第二阶段。

## 2 涡轮叶片寿命可靠性优化仿真系统

### 2.1 参数化仿真系统的构成

使用 MATLAB 建立如图 4 所示的可靠性优化仿真系统,集成了输入、参数化结构仿真、概率寿命模型、可靠性计算以及可靠性优化 5 个独立的内嵌模块,通过控制程序更改参数,完成复杂涡轮叶片寿命可靠性优化的自动化执行,从而提高优化效率。

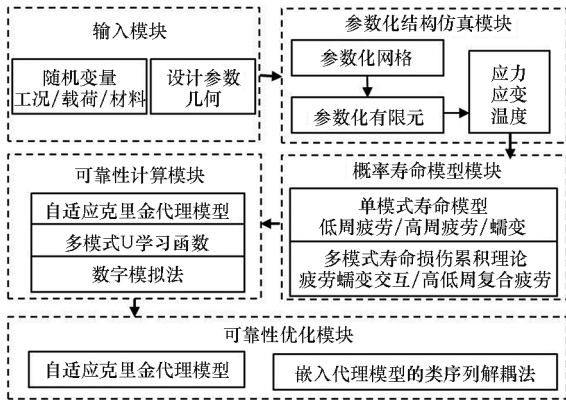


图 4 参数化可靠性优化设计仿真系统框架

Fig.4 Structure of parameterized RBDO simulation system

### 2.2 输入变量分析

影响涡轮叶片疲劳寿命的随机因素及失效模式众多,考虑共计 13 维正态分布的输入随机变量,包括含优化设计参数的 3 维几何变量  $\mathbf{X}_A = [X_1, X_2, X_3]^T$ 、7 维载荷材料变量  $\mathbf{X}_B = [X_4, \dots, X_{10}]^T$  以及 3 维寿命辅助变量  $\mathbf{X}_C = [X_{11}, X_{12}, X_{13}]^T$ , 确定性变量记为  $\mathbf{X}_D = [X_{14}, \dots, X_{29}]^T$ 。各变量的物理意义和具体取值见表 1 ~ 5。其中,  $X_5$  表示在“启动—最大设计—停车”主循环中的最大设计转速变量,单位为 r/min,主循环中每 900 h 循环 1 014 次,每次运行时间为 53 min15 s。叶片材料为 DD6 镍基单晶合金,考虑晶体取向偏差角由工艺引起的不确定性,其中  $X_6 \sim X_{10}$  的力学性能均值与晶轴取向、温度有关(文中晶体主轴方向为 [001] 方向),如表 5 所示<sup>[13]</sup>。

表 1 可设计的几何随机变量

名称	记号	范围	原模型取值
气膜孔横半径 $r$	$X_1$	均值 $\mu_{X_1} \in [0.15, 0.215]$ mm 变异系数 $Cov(X_1) = 3\%$	均值 0.215 mm 变异系数 3%
气膜孔纵横半轴比 $\lambda$	$X_2$	均值 $\mu_{X_2} \in [-6.154\mu_{X_1} + 2.323, -4.615\mu_{X_1} + 1.692]$ 变异系数 $Cov(X_2) = 3\%$	均值 1 变异系数 0
气膜孔纵向偏移距离 $L$	$X_3$	均值 $\mu_{X_3} \in [-0.2, 0.2]$ mm 变异系数 $Cov(X_3) = 1\%$	均值 0 变异系数 标准差 0.002

表 2 载荷材料随机变量

名称	记号	均值	变异系数
晶体取向偏差角 $\phi/\text{rad}$	$X_4$	0	标准差 0.2
最大状态转速 $n/(r/\text{min})$	$X_5$	16 421	0.01
弹性模量 $E/\text{GPa}$	$X_6$		0.01
泊松比 $\nu$	$X_7$		0.01
剪切模量 $G/\text{GPa}$	$X_8$	取值与温度有关	0.01
屈服强度 $\sigma_{0.2}/\text{MPa}$	$X_9$		0.01
硬化模量 $\Gamma/\text{MPa}$	$X_{10}$		0.01

表 3 寿命辅助随机变量

名称	记号	均值/rad	方差/rad
低周疲劳寿命辅助变量 $u_L$	$X_{11}$	0	1
蠕变寿命辅助变量 $u_C$	$X_{12}$	0	1
高周疲劳寿命辅助变量 $u_H$	$X_{13}$	0	1

表 4 确定性变量

名称	记号	取值
密度 $\rho$	$X_{14}$	8 570 kg/m <sup>3</sup>
名义应力修正系数 $K$	$X_{15}$	0.64
动叶叶片个数 $M_b$	$X_{16}$	73
高低周频率比 $R_f$	$X_{17}$	主循环 1.788 1 × 10 <sup>7</sup>
寿命阈值 $N^*$	$X_{18}$	1 500
失效概率阈值 $P_f^*$	$X_{19}$	0.001
疲劳蠕变临界损伤系数 $a_{LC}$	$X_{20}$	0.98
高低周疲劳临界损伤系数 $a_{LH}$	$X_{21}$	0.93
疲劳蠕变交互系数 $A_{LC}, B_{LC}$	$X_{22}, X_{23}$	$A_{LC} = 0.02$ $B_{LC} = 0.22$
高低周疲劳复合系数 $A_{LH}, B_{LH}$	$X_{24}, X_{25}$	$A_{LH} = 0.16$ $B_{LH} = 0.15$
低周循环次 $n_L$	$X_{26}$	主循环 1
蠕变持久时间 $t_C$	$X_{27}$	主循环 53 min15 s

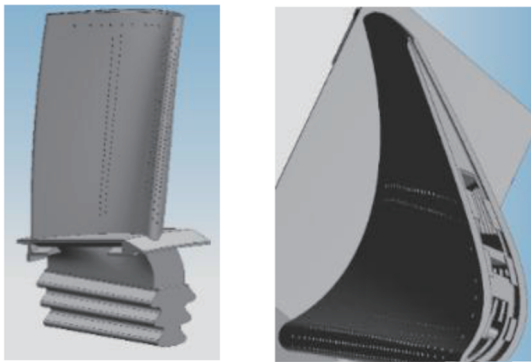
表 5 [001] 方向 DD6 材料力学特性随温度的变化

Tab.5 Changes of mechanical properties with temperature in [001] direction of DD6 material

名称	记号	250 ℃	500 ℃	600 ℃	700 ℃	800 ℃	1 000 ℃	变异系数
弹性模量/GPa	$X_6$	123.4	117.0	116.4	113.1	108.9		0.01
泊松比 $\nu$	$X_7$	0.409	0.391	0.379	0.432			0.01
剪切模量/GPa	$X_8$	56.5	55.2	52.4	49.9	49.1	49.0	0.01
屈服强度/MPa	$X_9$	930	932	940	930	1 000	600	0.01
硬化模量/MPa	$X_{10}$	30.9	29.3	29.1	28.3	27.2		0.01
线膨胀系数/℃	$X_{28}$	$1.03 \times 10^{-5}$	$1.293 \times 10^{-5}$	$1.315 \times 10^{-5}$	$1.353 \times 10^{-5}$	$1.419 \times 10^{-5}$	$1.5 \times 10^{-5}$	
拉伸极限/MPa	$X_{29}$	1 005	1 035	1 050	1 030	1 090	710	

### 2.3 参数化结构分析

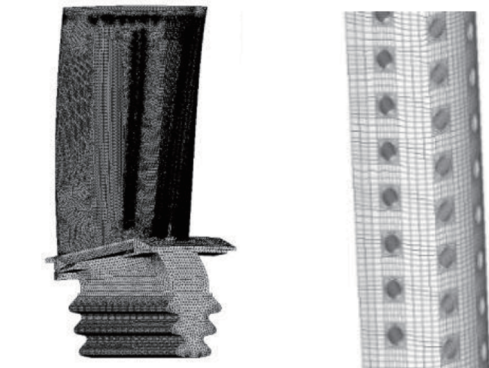
结构分析是估计叶片寿命的前提。含气膜孔及肋化冷气通道涡轮叶片的三维几何模型如图 5(a)、(b) 所示。叶片的网格划分实现了气膜孔的几何参数化及网格自动划分<sup>[14]</sup>。最终得到质量良好的网格如图 5(c)、(d) 所示, 网格节点及单元总量约为 68 万、230 万。



(a) 几何模型主视图

(b) 几何模型俯视图

(a) Front view of the geometry (b) Top view of the geometry



(c) 网格主视图

(d) 网格细节

(c) Front view of the mesh (d) Mesh details

图 5 涡轮叶片几何及网格模型

Fig.5 Geometry and mesh model of the turbine blade

网格和有限元的参数化是实现优化自动迭代调用的必要步骤。选择 MATLAB 为参数及命令

控制器, HYPERMESH 为网格生成器, ANSYS 为有限元分析器。针对复杂叶片结构网格参数化面临的单元体量、划分效率、网格类型和网格精度无法同时兼顾的问题, 采取局部区域几何参数化、局部区域网格变形及其参数化、基于节点位置移动的网格变形生成法 3 种方式进行改善, 使得在优化迭代中, 网格随着气膜孔的位置和形状的变化自动调整, 且节点仍在连接处一一对应, 保持整体网格的数量、编号不变, 实现有限元的自动化加载。此外还编写了多场载荷环境下有限元仿真的参数化命令流, 以实现有限元的自动解算。

叶片的有限元结构分析主要包括热力耦合静力计算和谐响应振动计算。静力分析结果是危险截面、考核区域和寿命校核点选取, 以及低周疲劳和蠕变寿命估计的主要依据。温度场模拟采用对试验数据的 8 节点线性插值。静力分析采用基于双线性模型的随动强化塑性模型和希尔屈服准则<sup>[15]</sup>进行热力耦合弹塑性分析, 得到应力应变场。振动分析是高周疲劳寿命估计的必要输入, 采用分块兰索斯法及坎贝尔图得到振动特性<sup>[16]</sup>, 并采用带预应力的完全法计算规律气流冲刷激振下的稳态谐响应振动应力。由仿真系统自动分析出的有限元结果如图 6 所示。结果表明, 寿命校核点位于叶根部前缘的气膜孔应力集中处, 且不会发生共振。

### 2.4 多模式概率寿命分析

现有的概率寿命模型, 即概率 - 应变 - 寿命 (P- $\epsilon$ -N) 曲线簇、概率 - 应力 - 寿命 (P-S-N) 曲线簇和概率 - 蠕变 - 寿命 (P-M-S) 方程<sup>[17]</sup>, 分别针对低周疲劳、高周疲劳及蠕变失效模式, 这些模型中寿命的概率特征由辅助标准正态变量来表征, 通过不同温度下寿命分位数的线性插值考虑温度对寿命的影响。采用方差回归<sup>[18]</sup>分析求得单级载荷作用下的单模式概率寿命模型如式 (4) 所示, 式 (4) 中的系数由不同温度下 (650 ℃、

760 ℃、850 ℃、980 ℃、1 070 ℃、1 100 ℃) 的材料试验数据<sup>[13]</sup> 回归得到,取值见表 6~8。

$$\begin{cases} \varepsilon_a = \left( 10^{-\frac{a_{e1} + a_{e2}u_L}{a_{e3} + a_{e4}u_L} - \frac{\sigma_m}{E}} (2N_{Li})^{\frac{1}{a_{e3} + a_{e4}u_L}} + 10^{-\frac{a_{p1} + a_{p2}u_L}{a_{p3} + a_{p4}u_L}} \frac{1}{(2N_{Li})^{\frac{1}{a_{p3} + a_{p4}u_L}}} \right) \\ N_{Hi} = 10^{a_1 + a_2u_H} \left[ \frac{K\sigma_a}{1 - 1.1\sigma_m/\sigma_{bm}} \right]^{a_3 + a_4u_H} \\ N_{Ci} = 10^{(a_{c0} + a_{c1}u_C) + a_{c2}T + a_{c3}lg\sigma_h + a_{c4}lg^2\sigma_h + a_{c5}lg^3\sigma_h} \end{cases} \quad (4)$$

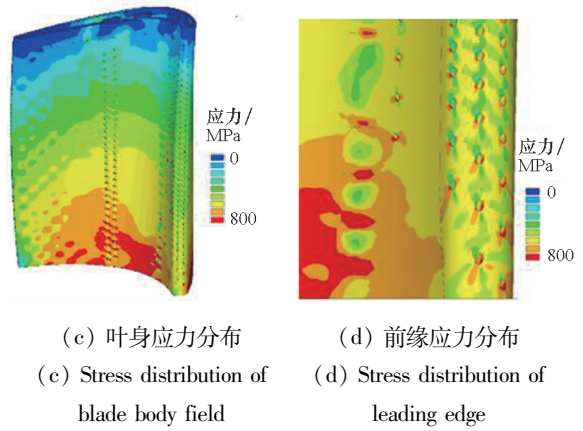
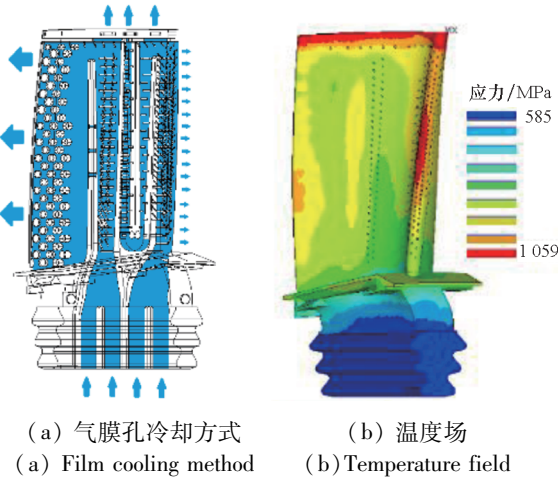


图 6 最大状态下的有限元分析结果

Fig. 6 Finite element analysis results at maximum working state

式(4)中,  $u_L, u_H, u_C$  为低周疲劳、高周疲劳、蠕变寿命辅助变量,  $\varepsilon_a, \sigma_m, \sigma_a$  为应变幅、平均应力、应力幅,  $N_{Li}, N_{Hi}, N_{Ci}$  为第  $i$  级循环载荷下的低周疲劳、高周疲劳、蠕变寿命,  $T, \sigma_{bm}, \sigma_h, K$  为温度、平均拉伸强度、保载应力、应力集中修正参数<sup>[19]</sup>。

表 6 低周疲劳寿命方程回归系数

Tab. 6 Regression coefficient of low cycle fatigue life equation

温度/℃	系数							
	$a_{e1}$	$a_{e2}$	$a_{e3}$	$a_{e4}$	$a_{p1}$	$a_{p2}$	$a_{p3}$	$a_{p4}$
980	-23.354 5	-2.748 0	-12.558 9	-1.371 5	-3.415 5	-0.236 7	-2.707 4	-0.170 8
760	-17.931 1	-4.694 7	-10.519 4	-2.416 0	-1.517 9	0.116 3	-1.501 8	-0.016 0

表 7 高周疲劳寿命方程回归系数

Tab. 7 Regression coefficient of high cycle fatigue life equation

温度/℃	系数			
	$a_1$	$a_2$	$a_3$	$a_4$
900	35.438 3	2.779 2	-10.874 4	-0.979 9
700	32.189 4	1.334 4	-9.640 2	-0.466 8

表 8 材料试验数据得到的蠕变寿命方程回归系数

Tab. 8 Regression coefficient of creep life equation obtained from material test data

回归系数	取值	回归系数	取值
$a_{c0}$	312.521 2	$a_{c3}$	-354.700 6
$a_{c1}$	0.264 3	$a_{c4}$	141.617 8
$a_{c2}$	-0.010 9	$a_{c5}$	-18.985 1

在上述单模式概率寿命模型的基础上,根据

线性累积损伤准则即可建立如式(5)所示的多级循环载荷作用下的单模式概率寿命模型<sup>[20]</sup>。其中,  $N_L, N_H, N_C$  为多级载荷下的低周疲劳、高周疲劳及蠕变寿命,  $n_{Li}, n_{Ci}, f_{Hi}, f_{Li}, R_{fi} (= f_{Hi}/f_{Li})$  为第  $i$  级载荷下的循环数、保载时间、高周载荷频率、低周载荷频率、循环比。

$$\begin{cases} N_L = 1 / \left( \sum_{i=1}^{m_L} n_{Li} / N_{Li} \right) \\ N_H = 1 / \left( \sum_{i=1}^{m_L} n_{Li} R_{fi} / N_{Hi} \right) \\ N_C = 1 / \left( \sum_{i=1}^{m_C} t_{Ci} / N_{Ci} \right) \end{cases} \quad (5)$$

基于上述三种单模式的概率寿命模型,根据非线性交叉项修正唯象模型<sup>[16]</sup> 建立如式(6)所示的疲劳蠕变交互概率寿命模型  $N_{LC}$  及高低周复合疲劳概率寿命模型  $N_{LH}$ 。其中,模型参数由疲劳蠕变交互试验及高低周疲劳复合试验测得,具

体取值如表 4 所示。

$$\begin{cases} N_{LC} = a_{LC} / (N_L^{-1} + N_C^{-1} + A_{LC} N_L^{B_{LC}-1} N_C^{-B_{LC}}) \\ N_{LH} = a_{LH} / (N_L^{-1} + N_H^{-1} + A_{LH} N_L^{B_{LH}-1} N_H^{-B_{LH}}) \end{cases} \quad (6)$$

### 3 涡轮叶片寿命的可靠性优化设计

#### 3.1 气膜孔寿命的可靠性优化模型

经验表明,椭圆孔设计可有效降低孔边应力集中水平。因此,设定优化参数为气膜孔横半径均值、纵横半轴比均值及纵向偏移距离均值  $\theta = [\mu_{x1}, \mu_{x2}, \mu_{x3}]$ 。寿命是由疲劳蠕变交互模式及高低周复合疲劳模式组成的串联系统,寿命安全阈值为  $N^* = 1\ 500$ ,寿命失效概率阈值为  $P_f^* = 10^{-3}$ ,则可建立如式(7)所示的三参数优化模型。其中,  $\mu_{x1}$  与  $\mu_{x3}$  之间满足椭圆面积限制的约束关系。

$$\begin{cases} \text{Find } \theta = [\mu_{x1}, \mu_{x2}, \mu_{x3}] \\ \text{Max } \mu_N(\theta) = E[N(x|\theta)] \\ \text{s. t. } \begin{cases} P_f(\theta) = Pr\{g(x|\theta) \leq 0\} \leq 10^{-3} \\ 0.15 \leq \mu_{x1} \leq 0.215 \\ -6.154\mu_{x1} + 2.323 \leq \mu_{x2} \\ \mu_{x2} \leq -4.615\mu_{x1} + 1.692 \\ -0.2 \leq \mu_{x3} \leq 0.2 \end{cases} \end{cases} \quad (7)$$

当气膜孔形状和位置改变后,会通过有限元重新计算出校核点的温度和应力,随后重新计算寿命和寿命可靠性并反映到优化模型的目标函数和约束中。此时整个优化模型重新更新,从而继续迭代可靠性指标。因此,该优化模型是一个内嵌热力学、静力学、寿命估计和可靠性计算的多学科优化模型,其中的多学科耦合体现在优化模型的多层嵌套中。

#### 3.2 多模式寿命失效概率估计

由仿真系统自动计算得到原始叶片构型在各模式下的寿命分布如表 9 所示。可以看出,各模式概率对数寿命的分散性较大,串联系统的失效由疲劳蠕变交互模式主导。

使用 AK-MCS 法得到的叶片串联系统寿命失效概率的代理模型解如表 10 所示。可以看出,代理模型通过自适应增加 104 个训练样本达到收敛条件。失效概率收敛的过程如图 7 所示,失效概率的变异系数仅为 1.21%,说明失效概率在  $2 \times 10^6$  样本池容量下可被准确估计。由此可见,自适应代理模型能够在保证精度的前提下大幅提高计算效率。

表 9 各模式下的概率寿命分布

Tab.9 Life probability distributions in different mode

寿命模型	概率寿命均值	概率对数寿命均值	概率对数寿命变异系数/%
低周疲劳	43 301 周	4.636 5 周	11.57
高周疲劳	$1.636 \times 10^9$ 周	9.213 8 周	9.04
蠕变	51 606 h	5.712 7 h	4.68
疲劳蠕变交互	21 558 周	4.333 6 周	9.66
高低周复合疲劳	41 049 周	4.613 3 周	11.59

表 10 串联系统寿命失效概率的代理模型解

Tab.10 Proxy model solution for life failure probability of series system

初始训练集容量	训练集总容量	失效概率	失效概率变异系数
350	454	0.003 4	0.012 1

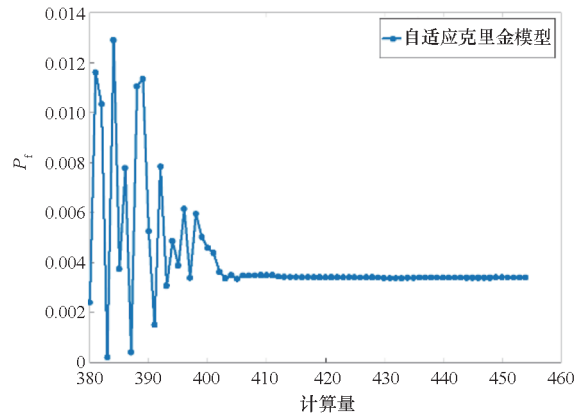


图 7 寿命失效概率收敛图

Fig.7 Failure probability convergence graph of life

本文对功能函数的处理采用了先取极值后代理的思路,它严格保证了代理前失效概率计算的精度,但极值函数可能因不连续造成代理困难,需要分段代理。另一种思路为先代理后取极值,取极值后由于代理模型并不能严格拟合原功能函数,在计算失效概率时会产生二次精度损失,需要尽量提高代理精度。因此,需要结合功能函数本身的特性,在代理难度和失效概率计算精度之间权衡。

此外,通常克里金模型在超过 10 维后求解困难,但本文高维输入仍然能用较少的样本量成功代理。为解释这一现象,通过灵敏度分析来说明各变量对响应函数的贡献程度。结果表明,各维



度输入的重要性差异较大,该问题中的寿命可靠性函数在本质上是个低维函数,主变量为转速、晶体取向偏差、硬化模量和弹性模量、气膜孔几何参数。此时克里金代理模型中次要变量的相关矩阵参数值很小,对克里金模型的影响很小,因此十分稳定。

### 3.3 气膜孔寿命可靠性优化结果分析

利用所提基于代理模型的类序列解耦法进行叶片的寿命可靠性优化设计。给定初始点下可靠性优化设计的代理模型规模如表 11 所示,其中收敛后代理模型累计更新 331 个样本点,设计参数迭代 4 次收敛至最优解。

表 11 可靠性优化设计的代理模型规模

Tab. 11 Surrogate model scale of the RBDO

名称	取值	
初始点	$[\mu_{x_1}, \mu_{x_2}, \mu_{x_3}] = [0.19, 0.85, -0.1]$	
样本池容量	$2 \times 10^6$	
初始样本量	400	
总训练样本量	731	
1 步	114	
寿命函数更	2 步	68
新样本量	3 步	33
	4 步	8
1 步	69	
功能函数更	2 步	25
新样本量	3 步	10
	4 步	4

图 8 给出了  $\mu_{x_2} = -0.2$  下椭圆形气膜孔优化方案中的目标函数、约束函数、可行域及最优解。椭圆纵横轴比均值  $\mu_{x_2}$  偏离 1 时均表明椭圆更加扁平,而扁平的椭圆形能降低局部应力集中,从而提高寿命。该设计方案中椭圆纵横轴比均值与气膜孔横轴半径尺寸均值相关,不同横轴半径下的椭圆变形有一定限制,导致本次求解的最优点位于可行域内部的设计参数约束上。

表 12 给出了不同初始点下的寿命可靠性优化结果,可以看出,初始点位于可行域内部时比初始点位于可行域外部时优化迭代次数更少,但无论初始点的选取如何,基于自适应克里金代理模型的类序列解耦优化方法都能快速、稳健地收敛于相同的最优解。

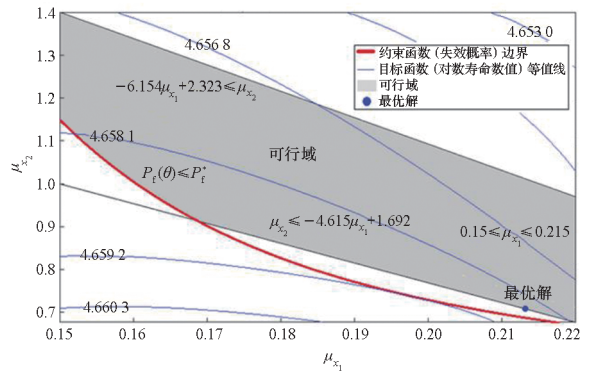


图 8 目标函数、约束函数、可行域及最优解

Fig. 8 Target function, constraints function, feasible region and the optimum

表 12 不同初始点下的寿命可靠性优化设计结果对比

Tab. 12 Life RBDO result comparison in different initial points

初始点 $[\mu_{x_1}, \mu_{x_2}, \mu_{x_3}]$	最优解 $[\mu_{x_1}, \mu_{x_2}, \mu_{x_3}]_{opt}$	迭代次数
$[0.15, 1.2, 0]$	$[0.2128, 0.7091, -0.1999]$	6
$[0.19, 0.85, -0.1]$	$[0.2129, 0.7093, -0.1997]$	4

上述优化方案结果如表 13 所示。优化后的气膜孔排布较原方案半径均值减小 0.002 mm,纵向列下移动 0.2 mm,椭圆轴纵横比约为 0.7,满足可靠度大于 99.9% 的要求。优化后的叶片寿命均值较原方案提高 111.5%,失效概率较原方案减小 92.1%。

表 13 椭圆形气膜孔寿命可靠性优化设计结果

Tab. 13 Life results of the oval film cooling hole RBDO

参数	原方案	优化方案	优化幅度/%
$\theta$	$[0.215, 1, 0]$	$[0.213, 0.709, -0.2]$	
对数寿命均值/周	4.333 6	4.658 9	↑ 7.51
寿命均值/周	21 558	45 593	↑ 111.5
失效概率	0.003 4	0.000 27	↓ 92.1
可靠度/%	99.66	99.973	↑ 0.31

优化前后最大状态下的应力场对比如图 9 所示。可以看出,气膜孔的移动使得校核点从高应力区偏向了可行的低应力区,提高了寿命均值。而气膜孔由圆形设计变为椭圆形设计,有效减小了孔边应力集中并改善了气膜孔周围的高应力区

域分布,使得校核点的应力降低约 41 MPa。

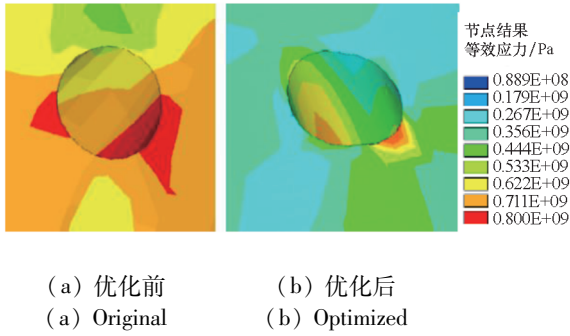


图 9 优化前后最大状态下的应力场对比  
 Fig. 9 Stress field comparison under maximum state before and after optimization

优化前后校核点处的寿命分布如图 10 所示。可以看出,优化后寿命的分布整体向右移动,分散性大体不变而均值增大。因此,由局部气膜孔应力危险点决定的叶片寿命问题可通过微调气膜孔的位置和形状来降低危险点的应力水平,并达到大幅提高叶片寿命均值的目的。

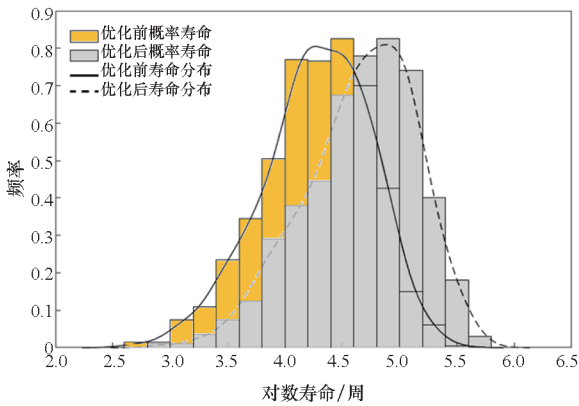


图 10 优化前后的寿命分布对比  
 Fig. 10 Life distribution comparison before and after optimization

对于设计阶段寿命可靠性优化结果的验证难题,通过间接方式来验证。一般来说,寿命可靠性优化结果需要通过高成本、高耗时的样件多模式寿命测定试验和大量重复统计来验证设计方案的正确性,这在实际工程中验证效率低、可行性差。因此,通过保证仿真精度、试验数据修正模型和证明分析方法的理论完备性等方式,间接验证了设计结果。首先较为完善地考虑了冷却效果、材料晶体取向、材料温度效应、多失效模式、工况等影响因素,并采用热-力-寿命多学科耦合分析来保证仿真结果;其次在寿命估计模型中结合了材料级寿命曲线试验数据修正,从而在一定程度上提高了分析模型的

准确度和可信度;最后通过数学推导及适用性匹配分析,证明了所提可靠性优化类序列解耦法的逻辑严密,从而从三个方面保证了设计的验证精度。

### 4 结论

针对涡轮叶片的寿命可靠性优化设计问题,提出了 AK-QSD 可靠性优化方法。该方法收敛速度快、稳健性强,内嵌的扩展空间中的协作代理、共用训练样本点策略提高了代理模型的计算效率,内嵌的每步优化实时更新代理模型策略保证了代理模型的计算精度,非常适用于复杂结构可靠性优化问题的求解。

针对所提方法搭建了含参数化结构分析、多模式概率寿命预测、可靠性分析、可靠性优化的自动化集成仿真系统。通过涡轮叶片寿命可靠性优化设计的实例分析,充分验证了所提 AK-QSD 可靠性优化方法的精度效率及所建仿真系统在工程设计中的适用性。

利用所提优化方法及仿真系统,通过优化气膜孔的尺寸、位置及形状,设计了椭圆形优化方案,在满足工程可靠度 99.9% 要求下使得寿命均值提高 111.5%,失效概率减小 92.1%。

### 致谢

西北工业大学吕震宙教授提供了帮助和指导,谨致谢意!

### 参考文献 (References)

- [1] 徐可君, 江龙平. 军用航空发动机可靠性和寿命管理[J]. 中国工程科学, 2003, 5(1): 82-88.  
XU K J, JIANG L P. Reliability and life management on aeroengine used in army [J]. Engineering Science, 2003, 5(1): 82-88. (in Chinese)
- [2] 王荣桥, 胡殿印. 发动机结构可靠性设计理论及应用[M]. 北京: 科学出版社, 2017.  
WANG R Q, HU D Y. Engine structural reliability design theory and application [M]. Beijing: Science Press, 2017. (in Chinese)
- [3] LIAO K W, HA C. Application of reliability-based optimization to earth-moving machine: hydraulic cylinder components design process [J]. Structural and Multidisciplinary Optimization, 2008, 36(5): 523-536.
- [4] MADSEN H O, HANSEN P F. A comparison of some algorithms for reliability based structural optimization and sensitivity analysis[C]//Proceedings of the 4th IFIP WG 7.5 Conference, 1992: 443-451.
- [5] JIA B X, LU Z Z, WANG L. A decoupled credibility-based design optimization method for fuzzy design variables by failure credibility surrogate modeling [J]. Structural and Multidisciplinary Optimization, 2020, 62: 285-297.

- [6] BOX G E P, DRAPER N R. Response surfaces, mixtures, and ridge analyses [M]. 2nd ed. Hoboken: John Wiley, 2007.
- [7] BURGESS C J C. A tutorial on support vector machines for pattern recognition [J]. *Data Mining and Knowledge Discovery*, 1998, 2(2): 121-167.
- [8] GHANEM R G, SPANOS P D. Stochastic finite elements; a spectral approach [M]. New York: Springer-Verlag, 1991.
- [9] KLEIJNEN J P C. Kriging metamodeling in simulation; a review [J]. *European Journal of Operational Research*, 2009, 192(3): 707-716.
- [10] 贾贝熙, 吕震宙, 雷婧宇. 涡轮冷却叶片寿命可靠性分析参数化仿真平台 [J]. *航空学报*, 2021, 42(12): 224747. JIA B X, LYU Z Z, LEI J Y. Parameterized simulation platform of turbine cooling film blade life reliability analysis [J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2021, 42(12): 224747. (in Chinese)
- [11] 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.
- [12] YUN W Y, LU Z Z, ZHOU Y C, et al. AK-SYSi: an improved adaptive Kriging model for system reliability analysis with multiple failure modes by a refined U learning function [J]. *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 2019, 59(1): 263-278.
- [13] 《中国航空材料手册》编辑编委会. 中国航空材料手册: 2卷 [M]. 北京: 中国标准出版社, 2001. Editorial Committee of China Aviation Materials Manual. *China aeronautical materials handbook; volume II* [M]. Beijing: Standards Press of China, 2001. (in Chinese)
- [14] 雷婧宇, 吕震宙, 贾贝熙. 含气膜孔涡轮叶片寿命可靠性设计优化中的网格参数化方法 [J]. *国防科技大学学报*, 2022, 44(2): 55-63. LEI J Y, LYU Z Z, JIA B X. Mesh parameterization in reliability-based design optimization for the life of turbine blade with film holes [J]. *Journal of National University of Defense Technology*, 2022, 44(2): 55-63. (in Chinese)
- [15] 马凤飞. 镍基单晶合金的屈服准则及叶片疲劳寿命 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2012. MA F F. Study on nickel-base single crystal alloy yield criterion and blade fatigue life [D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2012. (in Chinese)
- [16] 岳鹏. 发动机涡轮叶片高低周复合疲劳寿命预测与可靠性分析 [D]. 成都: 电子科技大学, 2017. YUE P. Combined cycle fatigue life prediction and reliability analysis of turbine blades [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2017. (in Chinese)
- [17] WANG M, SUN H Y, ZHENG W Y, et al. Creep behavior of an alumina-forming austenitic steel with simple alloy design [J]. *Materials Today Communications*, 2020, 25: 101303.
- [18] HUANG T, AN Z W, MA Q, et al. Fitting method of small sample P-S-N curve based on weibull distribution [J]. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 2021, 1043(2): 022034.
- [19] THELIN C, SALMON J, GORRELL S, et al. Using surrogate models to predict nodal results for fatigue risk analysis [J]. *International Journal of Fatigue*, 2021, 146: 106039.
- [20] CHEN S H, WANG C G, ZHANG K N, et al. A nonlinear viscoelastic constitutive model for solid propellant with rate-dependent cumulative damage [J]. *Materials*, 2022, 15(17): 5834.