

基于混沌粒子群优化算法的压气机盘低循环疲劳 寿命概率稳健设计

马 林,白广忱,周 平

(北京航空航天大学 能源与动力工程学院, 北京 100191)



马林(1982),男,硕士,工程师,研究方向为航空发动机结构可靠性、优化设计。

基金项目:国家自然科学基金(51275024)

资助

收稿日期: 2012-11-10

摘要:压气机轮盘低循环疲劳寿命受很多随机参数的影响,具有很大的分散性,因此,对压气机盘低循环疲劳寿命进行稳健性设计具有重要的意义。在对疲劳寿命概率分析的基础上,结合 RBF 神经网络与混沌粒子群优化算法,利用混沌粒子群优化的动态收缩搜索区域的搜索特性,通过对随机参数进行优化,进行压气机轮盘低循环疲劳寿命稳健性优化设计,使得疲劳寿命对参数的敏感度降低,概率区间减小,计算结果验证了该方法在工程应用中的可行性。

关键词:压气机盘;低循环疲劳;概率寿命;RBF 神经网络;混沌粒子群算法;稳健性

Robust Design of Compressor Disk Low Cycle Fatigue Life Based on Chaos Particle Swarm Optimization Algorithm

MA Lin, BAI Guang-chen, ZHOU Ping

(School of Jet Propulsion, Beihang University, Beijing 100191, China)

Abstract: The low cycle fatigue life of compressor disk is affected with many random parameters, which has a lot of dispersibilities. It is a vital significance of robustness design to the compressor disk low cycle fatigue life. By combining radial basis function (RBF) neural network with chaos particle swarm optimization Algorithm (CPSOA) and using CPSOA dynamically contracted search fields search ability to optimize the random variable which affects the fatigue life, a robust optimization design for low cycled fatigue life of compressor disk can be made based on probability analysis for compressor disk low cycled fatigue life. The robust optimization design of compressor disk low cycle fatigue life were preformed by the optimization of random parameters to reduced the sensitivity of the low cycled fatigue life on the random parameter and decrease the probability interval of fatigue life. The feasibility of the engineering application is verified by the calculation results.

Key words: compressor disk; low cycled fatigue; probability life; RBF neural network; chaos particle swarm optimization algorithm; robustness

0 引言

压气机轮盘是发动机的关键部件之一,因此,准确估算压气机轮盘的安全循环寿命至关重要。传统的强度寿命分析,都是以确定性的参数等进行分析计算,而在真实工作环境中各种参数都存在着不确定性,因此,考虑参数的不确定性对轮盘进行低循环疲劳寿命概率分析才能更真实展现疲劳寿命概率分布。RBF 神经网络具有强大的非线性映射能力,训练速度快、精度高。用 RBF 神经网络来拟合随机参数与疲劳寿命之间的函数关系,然后用 Monte-Carlo 方法结合 RBF 神经网络

进行疲劳寿命概率分析,不但可以满足精度要求,而且效率高,已经在相关文献中得到验证^[1-2]。

稳健性设计是由日本质量专家 Taguchi^[3]提出的 1 种质量改进技术,是 1 种有效减小产品质量波动的方法,近年来该思想被引入工程领域^[4-5]。稳健性设计基于 2 点原则,一方面是使目标值接近最优值,另一方面使目标值的波动范围越小越好。

由于随机参数波动的影响使得压气机轮盘的低循环疲劳寿命分布具有很大的概率分布区间,因此需要对轮盘低循环疲劳寿命进行稳健性设计^[6]。影响疲劳寿命分布的参数分为可控参数和不可控参数^[7]。本文在低

循环疲劳寿命概率分析的基础上,通过混沌粒子群优化算法结合 RBF 神经网络对可控参数进行优化,从而可以更精确地估计轮盘低循环疲劳寿命。

1 径向基函数神经网络

RBF 神经网络是 1 种局部逼近型神经网络,由 1 个径向基隐含层和 1 个特殊的线性网络层组成,仅需少量神经元就能获得很好的逼近效果,训练速度快,非线性映射能力很强。RBF 神经网络的拓扑结构如图 1 所示。它由输入层(m 个神经元),隐含层(p 个径向基神经元),和输出层(q 个线性神经元)组成,其中隐含层选用 Gauss 函数 $R(x)$ 作为基函数^[9]。

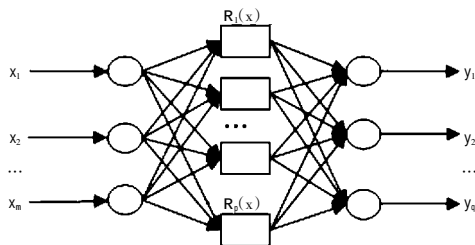


图 1 RBF 神经网络结构

2 混沌粒子群优化算法

粒子群优化算法是由 Eberhart 博士和 Kennedy 博士通过对鸟类捕食行为进行模拟而发明的 1 种全局优化算法。此算法简洁且易于实现,需要调整的参数较少,不需要梯度信息。但该算法存在易陷入局部极值点、进化后期收敛速度慢,精度较低等不足^[9]。混沌(Chaos)是 1 种普遍存在的非线性现象,是由确定方程得到的非确定随机运动状态^[10]。利用混沌变量的随机性、遍历性和规律性,将混沌优化思想引入粒子群算法中,防止某些粒子在迭代中停滞,从而解决了粒子群算法早熟问题^[11]。基于 CPSOA 的稳健性优化流程如图 2 所示。

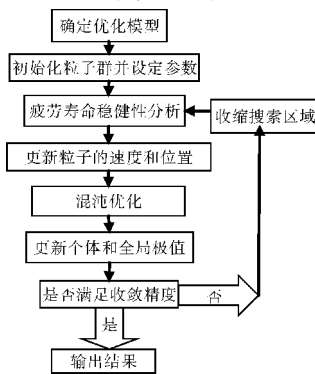


图 2 CPSOA 流程

3 压气机盘结构应力应变分析

由于压气机盘为轴对称模型,因此,只取其 1/47 盘结构利用 3 维建模软件 UG 中对其进行建模,然后

将建好的模型导入到有限元分析软件 ANSYS 中,对叶片结构进行网格化分析和应力应变分析,压气机盘采用四面体单元进行网格划分,网格划分后模型如图 3 所示。轮盘材料为 H46V,轮盘工作转速为 12640 r/min,密度为 7.85 g/cm^3 。



图 3 压气机轮盘有限元模型

3.1 压气机盘载荷和边界条件

对压气机盘进行静强度分析时,由于热应力对结构静应力的影响很小,因此,温度载荷以平均温度的方式加入。轮盘的离心力载荷以转速形式加入,压气机叶片和销钉对轮盘的离心力载荷以力的形式均布加到销钉孔上半部分。

对模型进行边界条件加载时,轮毂后缘的轴向位移约束为零,固定螺母对轮毂的压紧力,轮盘模型对称面上加上周向对称约束,轮盘外缘后端进行轴向力的均布加载。

3.2 压气机盘应力分析

边界条件和载荷都设置完成后对轮盘进行应力分析,分析后的轮盘模型等效应力分布如图 4 所示。从图中可知销钉孔的 6 点钟位置的应力值最大,因此,择此最大应力处作为分析对象进行低循环疲劳寿命概率分析。

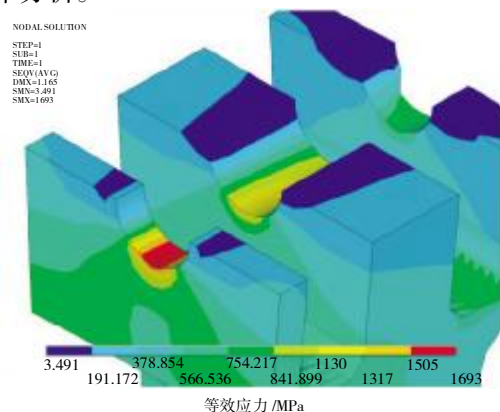


图 4 轮盘等效应力分布

3.3 循环应变幅值计算

一般认为低循环疲劳寿命不直接与最大应变相关,而与考核点的应变幅值和平均应力相关^[12]。压气机轮盘销钉孔在最大转速时,应力、应变最大,局部进入了塑性。当轮盘停止转动后,由于材料硬化效应,轮盘

弹性卸载,塑性区域及邻近区域会出现残余应力。通常情况下,涡轮盘危险部位的应力应变循环是在弹性区域上进行,因此需要对残余应力进行求解。残余应力和最大循环应力应变的关系为

$$2\sigma_A\sigma_R+E\sigma_A\left(\frac{\sigma_A}{K'}\right)^{1/n'}=(\sigma_R)^2$$

(1)

$$\Delta\varepsilon=\varepsilon_A-\varepsilon_R=\frac{\sigma_A-\sigma_R}{E}$$

(2)

式中: σ_R 为残余应力; σ_A 为最大转速下轮盘的最大应力; E 为弹性模量; K' 为材料循环强度系数; n' 为循环应变硬化指数; $\Delta\varepsilon$ 为循环应变幅。

4 压气机盘低循环疲劳寿命概率分析

由于轮盘最大应力位置处平均应力大于零,轮盘低循环疲劳寿命计算应采用 Morrow 法进行平均应力修正的 Mason-Coffin 公式

$$\frac{\Delta\varepsilon}{2}=\left(\frac{\sigma_f-\sigma_m}{E}\right)\left(2N_f\right)^b+\varepsilon_f\left(2N_f\right)^c$$

(3)

式中: σ_f 、 ε_f 、 b 、 c 分别为材料的疲劳强度系数、疲劳延性系数、疲劳强度指数、疲劳延性指数; σ_m 为平均应力; N_f 为轮盘低循环疲劳寿命。

4.1 随机变量选取

求解压气机盘低循环疲劳寿命过程中,涉及众多变量,因此只能选取主要变量进行疲劳寿命概率分析。轮盘温度 T 受运转状态波动具有不确定性,轮盘转速 ω 作为随机变量可以反映离心力载荷的不确定性,弹性模量 E 循环强度系数 K' 、循环应变硬化指数 n' 可以反映材料参数的不确定性,疲劳强度系数 σ_f 、疲劳延性系数 b 、疲劳强度指数 ε_f 、疲劳延性指数 c 可以反映 Mason-Coffin 公式中材料常数的不确定性,以上随机变量均假设为正态分布,所有选取的随机变量的均值和标准差见表 1。

4.2 压气机轮盘低循环疲劳寿命 RBF 神经网络模拟

以表 1 中的参数为随机输入变量,压气机轮盘低循环疲劳寿命为随机输出变量,利用 Monte-Carlo 方法在有限元中进行 150 次随机抽样,计算相应的低循环疲劳寿命。将其中 130 组随机输入变量和对应疲劳寿命作为训练样本,通过设置合理的 RBF 神经网络参数来训练拟合随机输入变量与疲劳寿命之间的函数关系。剩下的 20 组数据作为验证样本,对训练好的 RBF 神经网络进行检验,结果显示 RBF 神经网络的函数拟

表 1 可靠性分析随机变量

随机变量	均值	标准差
$t/^{\circ}\text{C}$	213	6
$\omega/(\text{rad/s})$	1323	25
E/GPa	178	3
σ_f/MPa	1699	23
b	-0.096	0.002
ε_f	1.604	0.1
K'	1748	25
c	-0.877	0.02
n'	0.1003	0.01

合相对误差小于 2%,精度满足工程要求。
利用 Monte-Carlo 方法对训练好的 RBF 神经网络进行 100000 次随机抽样,得到轮盘最大应力处的低循环疲劳寿命概率密度函数分布,如图 5 所示。从图中可知最小的寿命为 2719,最大的寿命为 7068,均值为 5073。轮盘低循环疲劳寿命的累计概率分布函数如图 6 所示。

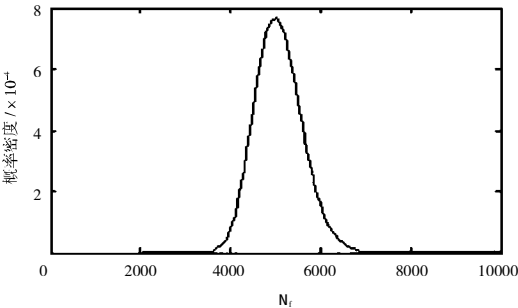


图 5 寿命概率密度函数分布

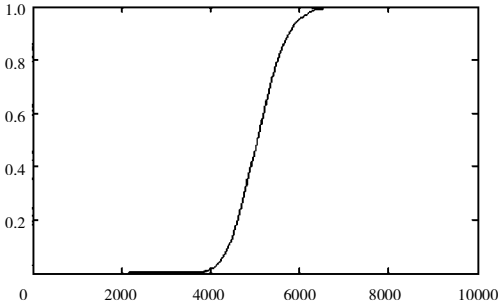


图 6 疲劳寿命累计概率分布

通过 Monte-Carlo 方法结合 RBF 神经网络进行低循环疲劳寿命计算,只需 1 h 左右时间,而且精度可以达到工程要求水平,而要直接调用有限元进行 100000 次抽样将要花费几千小时,所耗费的时间是难以承受

的,因此使用 RBF 神经网络来模拟复杂程度高,多输入变量,非线性程度高问题不但精度高,而且效率也非常高。

5 压气机盘低循环疲劳寿命稳健性设计

5.1 疲劳寿命稳健性的分位数优化设计模型

稳健性分位数优化模型^[13]是在一方面使得设计目标尽可能接近均值,另一方面使得在概率区间里的波动范围尽可能小。通过对二者进行权衡比重组成目标函数,而约束条件是使得概率寿命的分位数区间的上限小于优化前,下限大于优化前,其具体表达式为

$$\begin{aligned} \min \quad & \alpha(N^{0.5}-\mu)^2+(1-\alpha)(N_{0.05}^{0.95}) \\ \text{S.T.} \quad & N^{0.95}-P<0 \\ & N^{0.05}-P_l>0 \end{aligned} \tag{4}$$

式中: $N^{0.5}$ 为概率为 0.5 的下侧分位数; $N_{0.05}^{0.95}$ 为概率为 0.95 与概率为 0.05 的下侧分位数之差;为优化前的均值; α 为权重系数大小取 0.3; P 为优化前概率为 0.95 的下侧分位数; P_l 为优化前概率为 0.05 的下侧分位数。

5.2 稳健性优化参数的选取

由于随机参数中一部分是不可控随机参数,其波动虽然对寿命分布有很大影响,但是其大小不能进行控制,因此,只能作为随机输入参数而不能将其作为待优化参数。热弹性模量 E 、疲劳强度系数 σ_f 、疲劳强度指数 b 、疲劳延性系数 ε_f 、疲劳延性指数 c 、循环强度系数 K' 、循环应变硬化指数 n' 、均为与材料有关参数,不可以人为控制其大小,为不可控参数;另一部分为可控随机参数,可以对其大小进行控制。因此,可以作为待优化参数,可以通过改变其大小来寻找最优目标值,温度和转速大小均可以进行控制,因此可作为可控变量,为了满足发动机性能要求,温度 $\bar{t}$ 取值范围为 [193,233];转速 $\bar{\omega}$ 的取值范围为[1273,1373]。各参数具体情况见表 2。

5.3 优化过程和结果分析

采用 RBF 神经网络将随机变量与寿命分位数关系式表达出来,然后再利用混沌粒子群优化算法与 RBF 神经网络结合的方式进行压气机盘低循环疲劳寿命稳健性优化,优化前、后密度函数分布如图 7 所示。从图中可见,优化前低循环疲劳寿命概率密度函数分

布区间较宽,分散性较大;优化后低循环疲劳寿命概率密度函数分布区间较窄,分散性减小。

表 2 稳健性优化随机参数

随机变量	均值	标准差
$t/^{\circ}\text{C}$	$\bar{t}$	6
$\omega/(\text{rad/s})$	$\bar{\omega}$	25
E/GPa	178	3
σ_f/MPa	1699	23
b	-0.096	0.002
ε_f	1.604	0.1
K'	1748	25
c	-0.877	0.02
n'	0.1003	0.01

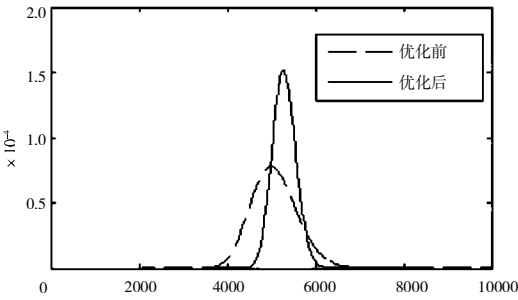


图 7 优化前后寿命概率密度函数分布

压气机盘低循环疲劳寿命稳健性优化前后被优化参数和分位数寿命数据对比见表 3。

表 3 优化前后数据对比

	$N^{0.5}$	$N^{0.95}$	$N^{0.05}$	$N_{0.05}^{0.95}$	$\omega/(\text{rad/s})$	$t/^{\circ}\text{C}$
优化前	5072	5969	4264	1705	1323	213
优化后	5290	5732	4876	856	1290	233

从表 3 中可知,优化后平均值增加了 118,基本接近均值寿命,分位数概率区间减少了 849,大约是优化前的一半,所以疲劳寿命进行稳健性优化的效果是很明显的,可以更好,更加精确地估计疲劳寿命的分布情况,而且提高了低循环疲劳寿命抵抗参数波动干扰能力。

6 结束语

使用 RBF 神经网络结合混沌粒子群优化算法的方式,对轮盘低循环疲劳寿命进行稳健性优化设计,提高了疲劳寿命抗干扰能力,缩小了疲劳寿命分布的概率区间,可以更加精确地对轮盘低循环疲劳寿命进行

估计和预测。

以上压气机盘低循环疲劳寿命寿命概率分析与稳健性优化设计方法也可用于其他工程结构的可靠性分析与稳健性优化设计研究。

参考文献:

- [1] 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):9-10.
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):9-10.(in Chinese)
- [2] 段巍,赵峰. 结构可靠性分析的响应面方法比较研究[J]. 中国工程机械学报,2009,7(4):393-396.
DUAN Wei,ZHAO Fen. Comparative study on response surface methods for structural reliability analysis [J]. Chinese Journal of Construction Machinery, 2009,7(4):393-396.(in Chinese)
- [3] Taguchi G. Taguchi on robust technology development: bringing quality engineering upstream[M]. New York:ASME Press,1993: 30-50.
- [4] Ghanmi S, Bouazizi M L, Bouhaddi N. Robustness of mechanical systems against uncertainties[J]. Finite Elements in Analysis and Design,2007,43(9):715-731.
- [5] 朱学军,王安麟,黄洪钟. 基于健壮性的机械设计方法[J]. 机械科学与技术,2000,19(2):230-233.
ZHU Xuejun,WANG Anlin,HUANG Hongzhong. Mechanical design for robustness [J]. Mechanical Science and Technology, 2000,19(2):230-233. (in Chinese)
- [6] LI Feng,MENG Guangwei, SHA Lirong,et al. Robust optimization design for fatigue life [J]. Finite Elements in Analysis and Design,2011,47(10):1186-1190.
- [7] 刘春涛,林志航. 基于响应面和支持向量机的产品健壮设计方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报,2006,18(8):1175-1178.
LIU Chuntao,LIN Zhihan. Robust design of product based on response surface and support vector machine [J]. Journal of Computer-Aided Design and Computer Graphics,2006,18(8): 1175-1178.(in Chinese)
- [8] 闻新,周露,李翔,等. MATLAB 神经网络仿真与应用[M]. 北京:科学出版社,2003:80-120.
WEN Xin,ZHOU Lou, LI Xiang, et al. MATLAB neural network simulation and application [M]. Beijing:Science Press, 2003:80-120.(in Chinese)
- [9] Suresh S, Sujit P B, Rao A K. Particle swarm optimization approach for multi objective composite box beam design [J]. Composite Structures,2007,81(4):598-605.
- [10] 刘仁云,张义民,刘巧伶. 基于多目标优化策略的结构可靠性稳健设计[J]. 应用力学学报,2007,24(3):267-271.
LIU Renyun,ZHANG Yiming,LIU Qiaoling. Structural robust reliability design for multi-objective optimization [J]. Engineering Mechanics,2007,24(3):267-271.(in Chinese)
- [11] LIU Bo,WANG Ling,JIN Yihui,et al. Improved particle swarm optimization combined with chaos [J]. Chaos,Solitons and Fractals,2005,25(5):1261-1271.
- [12] 唐俊星,陆山. 某涡轮盘低循环疲劳概率寿命数值模拟[J]. 航空动力学报, 2006, 21(4):706-710.
TANG Junxing, LU Shan. Numerical simulation of LCF probability life of a turbine disc[J]. Journal of Aerospace Power, 2006, 21(4):706-710.(in Chinese)
- [13] 刘春涛,林志航,周春景. 具有随机型和区间型干扰因素的产品健壮设计研究[J]. 中国机械工程,2007,18(5):505-509.
LIU Chuntao, LIN Zhihang, ZHOU Chunjin. Study on product robust design with a mixture of random and interval noise factor [J]. China Mechanical Engineering,2007,18(5): 505-509.(in Chinese)