

文章编号:1000-8055(2011)12-2798-07

基于云自适应粒子群算法的高压转子 复杂接触有限元模型参数修正

张子阳¹, 谢寿生¹, 王海涛¹, 龙 门², 苗卓广¹

(1. 空军工程大学 工程学院, 西安 710038;
2. 空军工程大学 电讯工程学院, 西安 710077)

摘 要: 为建立更加准确的航空发动机高压转子的有限元模型, 提出一种修正有限元模型描述航空发动机复杂接触的方法. 将修正问题转化为求解定义在时域的误差函数的极小值, 运用云自适应方法动态调整粒子群算法的惯性权重, 使得算法在接近较优解时, 惯性因子分布在云低端, 有利于收敛得到更优解; 当问题解较差时, 其惯性因子分布在云顶端, 有利于跳出局部极小点, 扩大搜索范围. 以仿真算例和实际航空发动机高压转子模型为例, 通过与相关算法的修正结果比较, 证明该算法是可行且有效的.

关 键 词: 高压转子; 接触模型; 修正有限元; 云自适应分布模型; 粒子群优化

中图分类号: V214

文献标志码: A

Contacting optimization in high pressure spool finite element parameters updating based on adaptive cloud PSO model

ZHANG Zi-yang¹, XIE Shou-sheng¹, WANG Hai-tao¹,
LONG Men², MIAO Zhuo-guang¹

(1. The Engineering Institute, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China;
2. Telecommunication Engineering Institute,
Air Force Engineering University, Xi'an 710077, China)

Abstract: A method to describe the complex contacting surfaces was propounded to update finite element(FE) model of high pressure spool in aero-engine. It was posed as the minimization of an error function defined in time domain. The minimization was performed by using a novel particle swarm optimization method based on adaptive cloud distributing model, which constituted the main contribution in this work. In this algorithm, when the solution was close to the minimum, the weights of particle distribution were at the top of the cloud model which can find the nearest minima accurately, and when this algorithm tended to be unstable, the weights were at the bottom of the cloud model, which lowered the chance to relapse into local optimization in the process of solution convergence. The method has been tested through a simulated function model and FE model of high pressure spool. The performance of the proposed adaptive algorithm is more effective than those of other related algorithm with which it is compared.

Key words: high pressure spool; contacting model; finite element model updating;
adaptive cloud distributing model; particle swarm optimization (PSO)

收稿日期:2011-01-05; 修订日期:2011-05-08

作者简介:张子阳(1983—),男,内蒙古呼和浩特人,博士生,研究方向为航空发动机故障诊断.

E-mail:ziyanghh152@hotmail.com

建立准确的航空发动机高压转子有限元模型对于分析结构动态特性、提高装配水平具有十分重要的意义. 某型航空发动机高压转子采用拉杆结构增强了结构的刚度, 但采用过盈联接的盘与盘之间、以及盘与拉杆之间的复杂接触面会使转子局部刚度降低. 因此, 如何修正有限元模型来准确描述拉杆转子的复杂结构是进一步提高模型精度需要解决的问题.

文献[1]分析了拉杆转子的受力情况, 然后考虑接触面接触刚度对转子动力特性的影响, 将拉杆和接触面等效为一个铰链和一个抗弯弹簧, 对传统的有限元方法进行了改进. 文献[2]采用有限元方法, 对粗糙表面的微凸体接触进行力学分析, 建立相应的粗糙表面接触模型, 计算相应的应力状态. 文献[3]利用 ANSYS 软件分析非线性接触的模块, 对拉杆与圆盘以及圆盘之间的接触行为进行研究.

在力学模型的基础上对复杂接触进行有限元描述可以归纳为对有限元模型的设计参数进行修正. 为得到准确的设计参数, 需要高效、稳定的算法. 基本粒子群优化 (particle swarm optimization, 简称 PSO) 算法是 Kennedy 和 Eberhart 于 1995 年提出的进化优化算法, 被认为是较有工程应用潜力的智能优化算法之一^[4]. 针对基本粒子群算法在结构修正中容易陷入局部最优值的问题, 其一, 通过与其它算法的融合, 如模拟退火算法^[5]、混沌激励方法^[6]、克隆选择方法^[7]、粗细粒交叉方法^[8]等, 进一步提高粒子群体的活性, 保持快速搜索能力; 其二, 在多种群协同方面, 如两种群协同计算^[9]、岛屿并行计算模型^[10]、多种群有向网络群体进化控制^[11], 利用了计算机高速运算优势, 降低了陷入局部极小值的机率; 其三, Shi Yuhui 和 Eberhart R C 提出了惯性权重 ω 的概念^[12], 得出结论: 较大的 ω 值有利于跳出局部极小点, 提高收敛速度, 较小的 ω 值有利于算法收敛, 提高收敛精度, 进而提出自适应和模糊粒子群优化算法, 以获得更佳的全局优化效果. 文献[13]将其用于有限元模型修正, 文献[14]分析了 3 种粒子模型 (gbest, pbest, commom 模型) 的运动特性, 解释了惯性权重等的物理意义.

这些策略都在一定程度上增加了 PSO 算法寻找全局最优解的能力, 而其中基于惯性权重的方法的不足之处在于这种随进化代数调整惯性权重的方法在后期陷入局部最小值的风险明显增大, 因为随着进化过程地进行, 惯性权重逐渐减

小, 跳出局部最优能力减弱. 本文提出一种基于云自适应的粒子惯性权重的改进策略, 使得迭代过程的趋势性和随机性统一起来, 动态调整惯性权重, 使所有粒子都参与进化. 通过仿真算例和实例分析证明了算法的有效性, 并且与相关算法进行了比较.

1 结构有限元修正问题

有限元模型修正实际上属于反问题的一种, 是根据实际结构测试中的输入输出信息, 在一组预先给定的系统参数集合中找到合适的解, 使之与实际系统等价的过程^[15].

模型修正问题可以用式(1)表示

$$\begin{aligned} \min \quad & f(x) \\ \text{st} \quad & l_i \leq x_i \leq u_i \quad (x \in R^n, i=1, \dots, n) \end{aligned} \quad (1)$$

其中 $f(x)$ 代表了误差函数, x 是需要修正的参数, l 和 u 分别是每个需要修正的参数的上、下边界.

对时域信号进行分析, 构成误差函数, 如式(2)所示

$$f = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{\sum_{j=1}^M (\hat{y}_{ij} - y_{ij})^2}{\sum_{j=1}^M (y_{ij})^2} \quad (2)$$

其中 $\hat{y}_{ij}$, y_{ij} 分别代表了模型预测输出和实验测量结果. 下标 i, j 代表了传感器和激发位置, N 表示传感器数目, M 表示测量点数目. 该误差函数不需要进一步求解模态参数, 避免了计算误差, 可以应用于线性和非线性模型的修正, 而且可以对含有噪声的信号进行分析.

文献[16]研究了该误差函数的特征, 指出该函数的误差曲面由于受到多参数修正的影响, 实际上构成了变化幅值很小的多峰值曲线, 常规的迭代求解方法很难越过这些局部极小值区域, 因此该误差函数也是检验算法的有效手段.

2 云自适应粒子群算法的实现

云模型就是用语言描述定性与定量值表示的不确定性转换模型, 具有随机性和趋势性, 为定性和定量处理信息提供了一个有效手段^[17].

正态云模型不仅放宽了形成正态分布的前提条件, 而且把精确隶属函数扩展为构造正态隶属度分布的期望函数, 因而更具有普适性. 其定义如下所述^[18]:

设 T 是论域 u 上的语言值, u 在 $[0,1]$ 上的映射 $C_T(u):U \rightarrow [0,1], u \rightarrow C_T(u)$, 则 $C_T(u)$ 在 u 上的分布简称 T 的隶属云, 简称云. 当 $C_T(u)$ 服从正态分布时, 称为正态云模型, 它是一个具有稳定倾向性且服从正态分布的随机数集, 由期望值 E_x 、熵 E_n 、超熵 H_e 来表征.

云模型的产生如算法 1 表述.

算法 1

```

for  $i = 1$  to  $n$ 
 $E_n = \text{randn}(E_n, H_e)$ 
 $x_i = \text{randn}(E_x, E_n)$ 
drop( $x_i, \mu_i$ )

```

正态隶属云分布如图 1. 云滴在保持正态分布趋势性的同时又具有随机性.

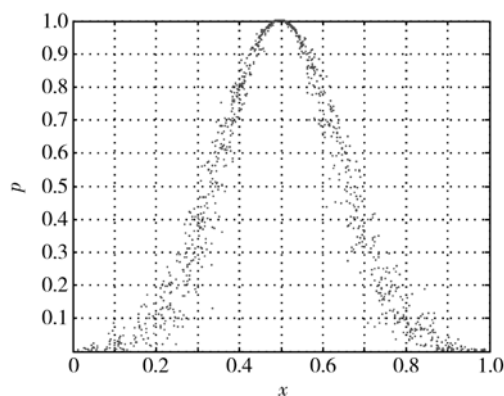


图 1 正态隶属云分布趋势图

Fig. 1 Trend of normal cloud distribution

基于正态云模型的调整惯性因子的优点在于当问题解在接近较优解时, 其惯性因子分布在云低端, 有利于收敛得到更优解; 当问题解较差时, 其惯性因子分布在云顶端, 有利于跳出局部极小点, 扩大搜索范围; 而且无论何时搜索都不会停滞, 即使是最优粒子在搜索过程仍然会在粒子周围搜索更优解.

根据云滴的随机性和稳定倾向性的特点, 设计惯性因子的调整策略如算法 2, 产生惯性权重如图 2 所示.

算法 2

$$\begin{aligned}
 E_x &= f \\
 E_n &= (f_{\max} - f) / c_1 \\
 H_e &= E_n / c_2 \\
 E_n &= \text{randn}(E_n, H_e) \\
 w &= \begin{cases} k_1 \times e^{\frac{-(f^i - E_x)^2}{2(E_n)^2}}, & \bar{f} \geq f \\ k_2, & \bar{f} < f \end{cases}
 \end{aligned}$$

其中 c_1, c_2 为控制参数, f 和 $f_{\max}$ 分别为平均适应度和最大适应度, $\bar{f}$ 为每一个体的当前适应度. 这样对于适应度低于平均值的粒子, 其惯性权重保持为较大值, 其搜索更加趋向于全局搜索, 鼓励其全局寻优能力; 而对于适应度高于平均值的粒子, 其惯性权重为较小随机值, 鼓励其局部寻优能力, 如此迭代滚动搜索, 提高群体寻优能力.

根据图 2 的分布模型进行自适应调整, 每一步对每一个粒子因地制宜、分别对待, 而不像常规方法按照迭代步骤机械变化, 从而改变了寻优策略.

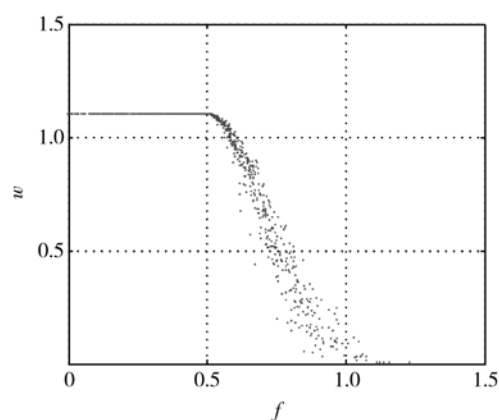


图 2 惯性权重的自适应分布模型

Fig. 2 Adaptive distribution model of weight

云自适应粒子群优化 (AC-PSO) 算法流程如下:

Step1 初始化. 设定种群规模 N 和迭代上限 $i_{\max}$; 从解集库中提取若干个可行解个体, 分别以这些个体为解空间中心, 参考粒子相似度的概念产生第一代群体个体, 使得第一代个体遍历分布于解空间. 如果免疫库中粒子集合为空集, 在定义域内随机初始化粒子位置 $x_i, i = 1, 2, \dots, N$; 并计算每一粒子的适应度 S_i , 得到个体当前最优位置 $p_{i,1} = x_i$; 迭代计数器为 $t = 0$.

Step2 评价. $t = t + 1$, 评价当前种群中所有粒子的适应度, 从中选择出最优适应度粒子, 该粒子对应的位置即为全局最优位置 p_g , 所对应的适应度就是全局最优适应度. 判断若全局最优适应度达到收敛条件, 则终止迭代, 退出循环; 否则转入 Step3.

Step3 如果 $t \geq i_{\max}$, 则终止迭代; 否则转入 Step4.

Step4 调整粒子飞行策略. 根据当前代的适应度分布计算平均适应度 S_{av} , 按照平均适应度的

大小和每一个个体自身的适应度值,根据云分布模型自适应产生新的惯性权重,进而调整位置,产生新一代群体。

Step5 调整位置.采用与全局最优粒子和个体最优位置进行粒子位置的判断,如果粒子相似度超过设定界限值,则通过小概率变异原则进行部分变异或部分扰动处理,完成新一代粒子的调整。

Step6 新一代粒子群体适应度计算.将计算出来的值与个体最优适应度比较,如果新粒子位置较优,则更新个体最优适应度,其位置为个体最优位置.如果问题解可接受,则退出循环,输出解;否则转入 Step2。

3 仿真算例分析

选择 Schaffer 4 测试函数对本文提出的算法进行验证,Schaffer 4 函数示意图如图 3 所示.该函数属于多峰值函数,如式(3)所示。

$$\begin{aligned} f(x, y) = & x \times \sin(4 \times \pi \times x) - \\ & y \times \sin(4 \times \pi \times y + \pi + 1) \end{aligned} \quad (3)$$

$$x, y \in [-1, 2].$$

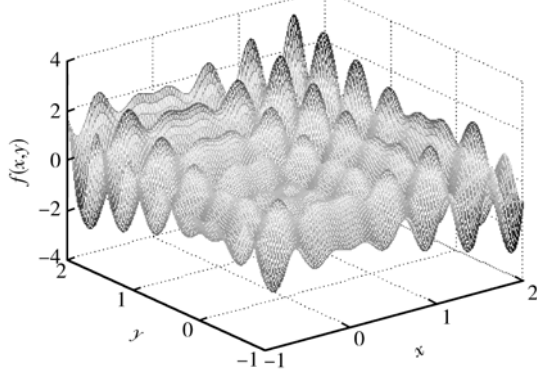


图 3 Schaffer4 测试函数示意图

Fig. 3 Sketch map of Schaffer4

分别采用 PSO 算法和 AC-PSO 算法对测试函数进行求解.种群大小设置为 30,对于 PSO 参数设置迭代上限为 50,最大惯性权重 0.9,最小惯性权重 0.1;AC-PSO 算法最大惯性权重为 1.1,其他惯性权重根据粒子适应度和云模型随机产生.图 4 和图 5 分别为 AC-PSO 算法初始代和收敛结果示意图.仿真对比结果如表 1 所示。

由对比结果可知,AC-PSO 算法使得迭代次数减少了将近一倍,寻优时间不到 PSO 算法的一半,降低了陷入局部最优的机率。

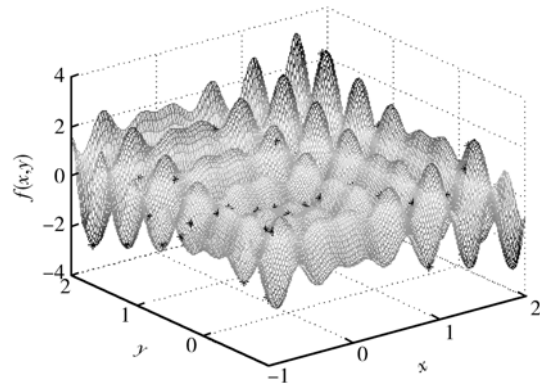


图 4 Schaffer 4 函数粒子初始分布图

Fig. 4 Original particle distribution of Schaffer 4

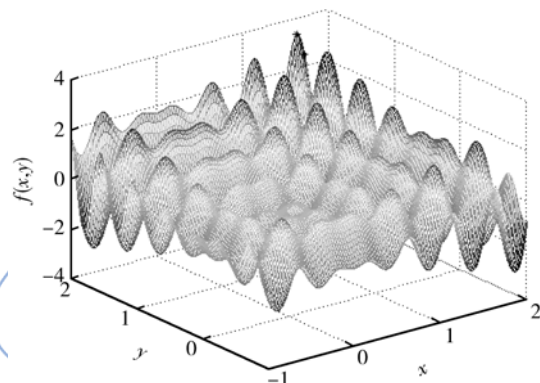


图 5 Schaffer 4 函数粒子收敛趋势图

Fig. 5 Particle convergence of Schaffer 4

表 1 Schaffer 4 函数优化结果

Table 1 Optimization results of Schaffer 4

测试 次数	PSO		AC-PSO	
	时间/s	迭代数	时间/s	迭代数
1	0.047	17	0.027	9
2	0.034	13	0.016	5
3	陷入局部最小		0.014	5
4	0.032	12	0.016	6
5	0.056	20	0.018	6

4 实例分析

对某型航空发动机高压转子进行受力分析:盘与盘之间的接触可以用一组沿挤压面均布的抗压弹簧和铰接头来表示;拉杆通过螺母和圆盘发生的挤压作用与圆盘间的挤压作用相类似,可用铰接头和抗压弹簧来表征.其中抗压弹簧和抗压弹簧的刚度值反映了接触的动态特性,经过模型结构调整后,初始估计的弹簧刚度值需要根据试验数据进一步修正,因此选为需要修正的参数。

采用 ANSYS 软件建立高压转子的有限元模型,对盘与盘之间以及盘与拉杆之间的接触进行了重构,有限元模型的接触面采用面接触单元 (CONTA174),按装配工艺进行正常预紧,接触部位的有限元模型如图 6 所示。

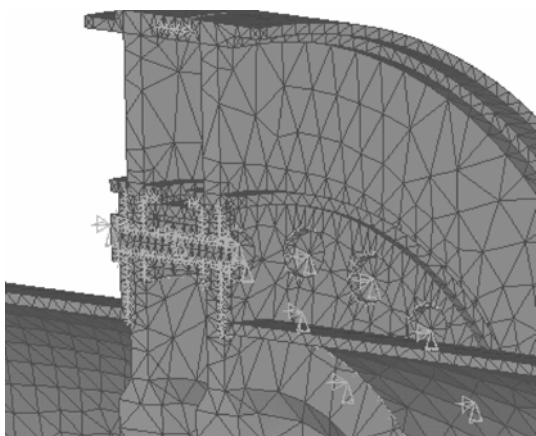


图 6 高压转子中接触部位的有限元模型

Fig. 6 Contact surface in finite element model of high pressure spool

通过求解初始有限元模型,可以得到修正前的模态参数。运用本文提出的 AC-PSO 算法,对初始有限元模型螺栓部位的接触刚度进行修正,并且与 PSO 算法得到的结果进行对比。种群大小设置为 500,PSO 参数设置迭代上限为 150,最大惯性权重为 0.9,最小惯性权重为 0.1;AC-PSO 算法最大惯性权重为 1.2,其他惯性权重根据粒子适应度和云模型随机产生。

从表 2 可以看出,初始误差中三阶和四阶特征频率都大于 5% 的标准,而一阶、二阶的误差也接近 5%;通过 AC-PSO 算法修正后,最大误差降为 1.9%,最小误差小于 1%,PSO 算法虽然也降低了误差,但由于存在局部极小值而导致过早收敛的问题,所以不如 AC-PSO 算法有效。

计算修正前后前四阶的模态确认标准 MAC (model assurance criterion),对修正后的有限元

表 2 修正前后固有频率对比

Table 2 Comparison of nature frequencies

阶次	实验值/ Hz	初始值/ Hz	初始 误差/%	修正后误差	
				PSO	AC-PSO
1	424	444.8	4.9	2.3	1.1
2	496	518.8	4.6	2.2	0.9
3	827	871.7	5.4	2.6	1.3
4	915	961.7	5.1	2.7	1.9

模型的准确性进行检验,模型修正前后 MAC 的对比如表 3 所示。

表 3 模型修正前后 MAC 的对比

Table 3 Comparisons of MAC before and after modal updating

阶次	振型状态	初始 MAC	修改后 MAC	
			PSO	AC-PSO
1	1 节径(内)	0.89	0.95	0.98
2	1 节圆(内)	0.91	0.92	0.97
3	1 节径	0.88	0.9	0.94
4	1 节径(外)	0.84	0.88	0.93

从表 3 可以看出,在修正前只有二阶振型的相关性较好,超过 0.9,而高阶振型的相关性较差;AC-PSO 与 PSO 算法相比,更有效地提高了 MAC 值,最高达到了 0.98。

图 7~图 9 表示了修正前后的模型与实验模

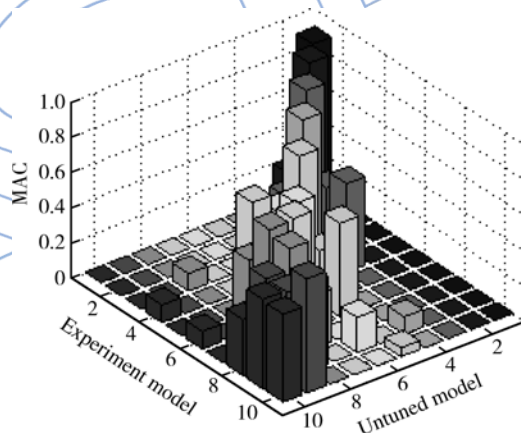


图 7 修正前模型和实验模型的模态相关性

Fig. 7 MAC between model before updated and EMA (experimental model analysis)

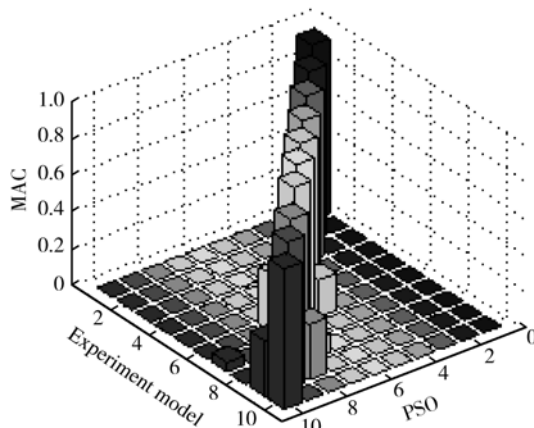


图 8 PSO 算法修正后的模态相关性

Fig. 8 MAC between model updated by PSO and EMA

态分析结果的模态相关性.从图 8 和图 9 的对比中可以看出,与 PSO 算法相比,AC-PSO 算法能够得到更好的 MAC 值.

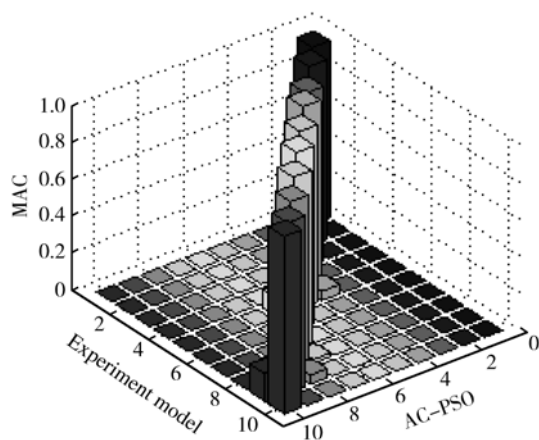


图 9 AC-PSO 算法修正后的模态相关性

Fig. 9 MAC between model updated by AC-PSO and EMA

5 结 论

本文提出了一种新的修正有限元模型描述复杂接触的方法.该方法是基于时域误差函数的最优化问题,通过云自适应动态调整粒子群算法的惯性权重,求解得到全局最优解,并且与未经改进的 PSO 算法进行了比较.

该方法通过数值仿真算例和航空发动机高压转子模型进行检验,证明该算法可以直接应用于模型修正,不需要任何初始的参数修正,在包含不确定性复杂接触参数的高压转子修正过程中,该算法也体现出较强的鲁棒性和稳定性.AC-PSO 算法在寻找全局最优解、提高修正后模型的精度方面均优于 PSO 算法,是有限元模型描述复杂接触方面具有潜力的方法.

参考文献:

- [1] 汪光明,饶柱石,夏松波.拉杆转子力学模型的研究[J].航空学报,1993,14(8):419-423.
WANG Guangming, RAO Zhushi, XIA Songbo. The analysis of mechanical model of rod fastening rotor[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 1993, 14(8): 419-423. (in Chinese)
- [2] Jackson R L, Green I. A statistical model of elasto-plastic asperity contact between rough surfaces[J]. Tribology International, 2006, 39(9): 906-914.
- [3] 高锐,袁奇,高进.燃气轮机拉杆转子有限元模型研究及临界转速计算[J].热能动力工程,2009,24(3):305-308.
GAO Rui, YUAN Qi, GAO Jin. A study of a finite element model for a gas turbine tie-rod rotor and its critical speed calculation[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2009, 24(3): 305-308. (in Chinese)
- [4] Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization[C]// IEEE International Conference on Neural Networks. Perth Piscataway, NJ, Australia: IEEE Service Center, 1995: 1942-1948.
- [5] 王丽芳,曾建潮.基于微粒群算法与模拟退火算法的协同进化方法[J].自动化学报,2006,32(4):630-635.
WANG Lifang, ZENG Jianchao. A cooperative evolutionary algorithm based on particle swarm optimization and simulated annealing algorithm[J]. Acta Automatica Sinica, 2006, 32(4): 630-635. (in Chinese)
- [6] 孟红记,郑鹏,梅国晖,等.基于混沌序列的粒子群优化算法[J].控制与决策,2006,21(3):263-265.
MENG Hongji, ZHENG Peng, MEI Guohui, et al. Particle swarm optimization algorithm based on chaotic series[J]. Control and Decision, 2006, 21(3): 263-265. (in Chinese)
- [7] 王巧灵,高晓智,王常虹,等.基于克隆选择和粒子群思想的动态多群体优化算法[J].控制与决策,2008,23(9):1073-1076.
WANG Qiaoling, GAO Xiaozhi, WANG Changhong, et al. Dynamic multi-swarm optimization based on clonal selection and particle swarm[J]. Control and Decision, 2008, 23(9): 1073-1076. (in Chinese)
- [8] 周晖,李丹美,徐晨,等.基于粗细粒交叉的搜索算法[J].控制与决策,2008,23(9):1068-1072.
ZHOU Hui, LI Danmei, XU Chen, et al. Free search algorithm based on coarse-grained and fine-grained crossover[J]. Control and Decision, 2008, 23(9): 1068-1072. (in Chinese)
- [9] 陈国初,俞金寿.两群微粒群优化算法及其应用[J].控制理论与应用,2007,24(2):294-298.
CHEN Guochu, YU Jinshou. Two sub-swarms particle swarm optimization algorithm and its application[J]. Control Theory and Applications, 2007, 24(2): 294-298. (in Chinese)
- [10] 张梅凤,邵诚.多峰函数优化的生境人工鱼群算法[J].控制理论与应用,2008,25(4):773-776.
ZHANG Meifeng, SHAO Cheng. Niche artificial fish swarm algorithm for multimodal function optimization[J]. Control Theory and Applications, 2008, 25(4): 773-776. (in Chinese)
- [11] 俞辉,王永骥,程磊.基于有向网络的智能群体群集运动控制[J].控制理论与应用,2007,24(1):79-83.
YU Hui, WANG Yongji, CHENG Lei. Flocking motion control of flock in directed networks[J]. Control Theory and Applications, 2007, 24(1): 79-83. (in Chinese)
- [12] Shi Y H, Eberhart R C. Fuzzy adaptive particle swarm optimization[C]// Proceedings of Congress on Evolutionary Computation. Seoul, South Korea: IEEE, 2001: 1103-1108.
- [13] 余岭,万祖勇,朱宏平,等.基于 PSO 算法的结构模型修正与损伤检测[J].振动与冲击,2006,25(5):37-39.
YU ling, WAN Zuyong, ZHU Hongping, et al. Structural model updating and damage detection through particle

- swarm optimization[J]. Journal of Vibration and Shock, 2006, 25(5): 37-39. (in Chinese)
- [14] 潘峰, 陈杰, 甘明刚, 等. 粒子群优化算法模型分析[J]. 自动化学报, 2006, 32(3): 368-377.
- PAN Feng, CHEN Jie, GAN Minggang, et al. Model analysis of particle swarm optimizer[J]. Acta Automatica Sinica, 2006, 32(3): 368-377. (in Chinese)
- [15] 李辉, 丁桦. 结构动力模型修正方法研究进展[J]. 力学进展, 2005, 35(2): 170-180.
- LI Hui, DING Hua. Progress in model updating for structural dynamics[J]. Advances in Mechanics, 2005, 35(2): 170-180. (in Chinese)
- [16] Zapico-Valle J L, Alonso-Cambor R, Gonzalez-Martel M P, et al. A new method for finite element model updating in structural dynamics[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2010, 24(7): 2137-2159.
- [17] 李德益, 孟海军, 史雪梅. 隶属云和隶属云发生器[J]. 计算机研究与发展, 1995, 32(6): 15-20.
- LI Deyi, MENG Haijun, SHI Xuemei. Membership clouds and membership cloud generators[J]. Journal of Computer Research and Development, 1995, 32(6): 15-20. (in Chinese)
- [18] 李德益, 刘常昱. 论正态云模型的普适性[J]. 中国工程科学, 2004, 6(8): 28-34.
- LI Deyi, LIU Changyu. Study on the universality of the normal cloud model[J]. China Engineering Science, 2004, 6(8): 28-34. (in Chinese)