

文章编号:1000-8055(2012)03-0588-07

火焰筒浮动瓦块的壁温-结构一体化优化

高建辉, 温卫东, 崔海涛

(南京航空航天大学 能源与动力学院, 南京 210016)

摘 要: 以火焰筒浮动瓦块结构为研究对象, 提出了利用神经网络与遗传算法相结合的方法对浮动瓦块中冷却结构变量和安装位置变量进行同步优化. 利用遗传算法分别对冷却结构变量和安装位置变量进行优化, 将安装位置优化结果作为冷却结构变量优化中遗传操作的依据, 最终实现冷却结构和安装位置的同步优化. 为了通过计算效率, 利用神经网络对安装位置的优化结果进行映射取代其优化过程. 算例结果表明: 该方法高效、精确, 有很好的工程实用价值.

关 键 词: 浮动瓦块; 火焰筒; 优化; 神经网络; 遗传算法

中图分类号: V231.3

文献标志码: A

Optimal design for temperature and structure of the float-wall of flame tube

GAO Jian-hui, WEN Wei-dong, CUI Hai-tao

(College of Energy and Power Engineering,
Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: Taking the float-wall structure as the object of study, neural network and genetic algorithm were used to settle synchronistically the optimization of cooling structures and install position. Using genetic algorithm to perform cooling structures and install position optimization, and taking the result of install position optimization as the foundation of cooling structures optimization, thus finally realized the synchronized optimizations of cooling structures and install position. In order to enhance the efficiency of algorithm, neural network was used to perform mapping on the result of install position optimization so as to replace its optimization processes. The result of calculating example shows that the method being mentioned is highly active, accurate and possesses good application value to engineering.

Key words: float-wall; flame tube; optimization; neural network; genetic algorithm

随着航空发动机燃烧室性能的提高, 燃烧室火焰筒热防护问题显得越来越突出^[1]. 为了保证火焰筒的寿命与可靠性, 不仅要保证火焰筒壁温低于火焰筒材料的许用工作温度, 还要保证火焰筒壁温分布尽量均匀. 燃烧室内采用浮动壁结构可以有效改善火焰筒的壁温结构、提高火焰筒的冷却效果^[2]. 冲击-发散复合冷却浮动瓦块结构是未来浮动壁式火焰筒燃烧室冷却的主要结构形式, 具有良好的发展前景^[2-3]. 在浮壁式火焰筒中,

浮动壁是主要的承热部件, 浮动壁的寿命与可靠性在很大程度上决定了火焰筒的寿命与可靠性. 因此, 有必要开展浮动壁的壁温和结构的优化设计研究. 目前针对浮壁式火焰筒的研究主要集中在结构的换热特性方面^[4-9], 而对浮动壁壁温和结构的优化研究工作开展较少^[10], 对浮动壁的壁温和结构同时进行优化设计的研究工作尚鲜有相关报道.

在浮动瓦块结构这种复杂结构的优化问题中, 需要考虑两个方面的问题: 一个是冷却结构特

收稿日期: 2011-04-17; 修订日期: 2011-10-27

作者简介: 高建辉(1979—), 男, 河南叶县人, 博士生, 主要从事结构强度与振动研究.

征尺寸参数对浮动壁温度分布的影响;另一个是瓦块安装位置参数对瓦块的结构应力和位移的影响.浮动壁结构优化设计中冷却结构特征尺寸变量与安装位置变量之间存在着复杂的耦合关系,应该将两类变量统一考虑起来才有可能取得全局最优解,但是目前常用的优化方法很难同时解决这两个问题.同时,浮壁式火焰筒中浮动瓦块的壁温-结构同步优化涉及大量的热-流和热-结构耦合分析计算,在优化迭代中需反复求解新的模型,计算成本过大,而且由数值仿真模型得到的性能函数和各变量间通常呈现很强的非线性关系,传统的优化算法难以得到全局最优解.近年来,在结构优化领域引入神经网络方法和遗传算法很好地解决了这一问题,这种方法操作性强、效率高,已被越来越多的学者与工程结构设计者运用^[11-13].

文中利用神经网络高度的非线性映射能力和遗传算法的全局寻优能力,首先建立了浮壁式火焰筒冷却结构参数的神经网络仿真模型,为遗传操作中的大量遗传群体的好坏提供快速的评价途径;在此基础上,应用遗传算法的内在后发式随机搜索特性对仿真模型进行优化设计,获得使浮动瓦块应力与位移分布最合理的冷却结构特征尺寸的最优搭配.然后,将最优冷却结构特征尺寸变量代入安装位置优化过程,得到浮动瓦块结构的最优安装位置,并最终得到最佳的浮动瓦块结构方案.

1 瓦块的热-流和热-结构耦合分析方法

浮动瓦块结构如图1所示,是双层壁结构,外层为冲击壁上分布着垂直于壁面的冲击孔;内层为浮动壁(即气膜孔壁),与热燃气接触,上面密集分布着与壁面呈固定角度的气膜孔.由于在同一个浮动壁瓦块内,周向温度分布比较均匀^[8-9],因此根据浮动壁结构中冷却结构的周期性,本文截取火焰筒周向的一个冷却周期建立模型进行温度场计算.同时,由于截取一段的周向角度很小,所以将分析模型简化为平板模型,模型如图2所示.采用这样的简化模型在保证计算准确性的同时,能够大大缩短运算时间.浮动壁结构中:冷却结构特征尺寸变量有冲击孔直径、气膜孔直径、冲击孔间距、冲击间距和气膜孔与浮动壁壁面夹角;安装位置变量主要是5个螺栓杆的位置参数.

本文中浮动瓦块结构的热-流和热-结构耦合分析流程如图3所示(图中ICEMCFD为integrated computer engineering and manufacturing

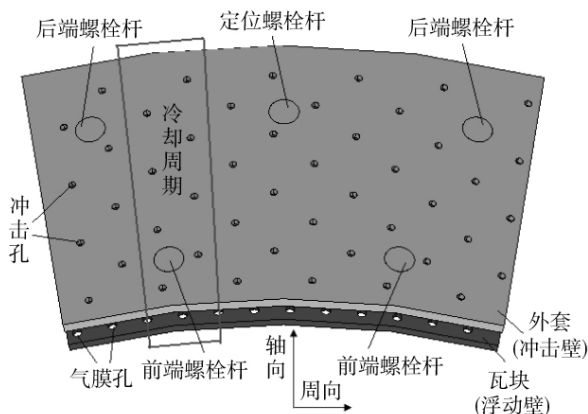


图1 浮动壁火焰筒结构示意图

Fig.1 Structure of the float-wall

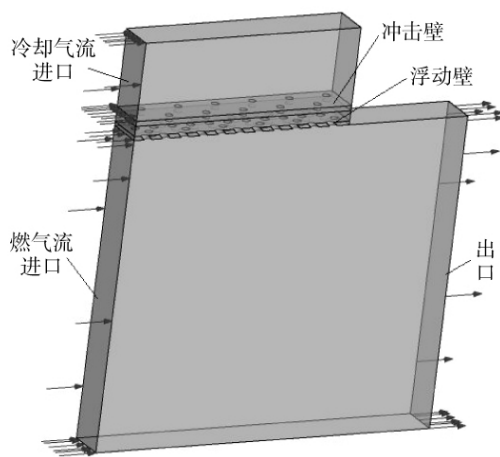


图2 温度场计算的几何模型

Fig.2 Geometry model for temperature analysis

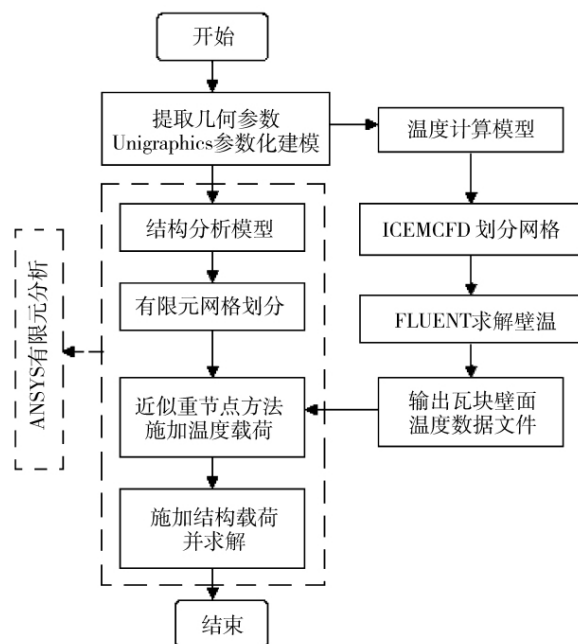


图3 瓦块结构的热-流和热-结构耦合分析流程

Fig.3 Analysis flow of the float-wall with heat-flow and thermal-structural coupling

code for computational fluid dynamics 的简称, 是 ANSYS 家族的一款专业的 CAE 前处理软件): ①根据浮动瓦块结构参数建立瓦块的流场分析模型和有限元分析模型; ②采用整场求解的热-流耦合计算方法求解浮动瓦块的温度场, 输出瓦块壁面温度数据文件; ③采用临近节点温度差值法实现温度场从流场分析模型到有限元分析模型的数值传递; ④采用间接耦合分析方法对浮动瓦块进行热-结构耦合有限元结构强度分析。

2 浮动瓦块壁温优化过程

2.1 优化模型的建立

影响浮动瓦块结构强度和可靠性的主要是冷却结构和安装结构。考虑温度约束、强度约束和刚度约束, 该优化问题实际上是冷却结构特征尺寸变量和安装位置变量耦合在一起的结构布局优化设计问题。构造反映瓦块结构强度和刚度性能的综合指标作为目标函数。其数学模型为

$$\begin{cases} \max f(X_1, X_2) = 10.0 / (Q_m + Z_m) \\ (X_1, X_2 \in R) \\ \text{s. t. } g_k(X_1, X_2) \geq 0 \quad (k = 1, 2, \dots, K) \\ x_i^{(l)} \leq x_{1i} \leq x_i^{(u)} \quad (i = 1, 2, \dots, n) \\ x_j^{(l)} \leq x_{2j} \leq x_j^{(u)} \quad (j = 1, 2, \dots, m) \end{cases} \quad (1)$$

式中 X_1, X_2 分别为冷却结构尺寸变量和安装位置变量; Q_m 和 Z_m 分别为瓦块结构的应力指标和径向位移指标, 是无量纲化的参数, 在瓦块结构中 $0 < Q_m + Z_m < 1$ 。

为了提高计算效率, 本文在对浮动瓦块进行热-流-结构耦合优化分析时采用嵌套式优化策略, 即内层针对每一个冷却结构特征尺寸变量的取值组合采用精英保留遗传算法对瓦块安装位置进行优化, 外层采用精英保留遗传算法对瓦块的冷却结构特征尺寸变量进行优化。这样浮动瓦块结构的热-流-结构耦合优化模型就转化为两个。

内层优化的数学模型表达式为

$$\begin{cases} \min f_1(X_2)_{(X_1)} = Q_m + Z_m \quad X_2 \in R \\ \text{s. t. } g_k(X_1, X_2) \geq 0 \quad (k = 1, 2, \dots, K) \\ x_j^{(l)} \leq x_{2j} \leq x_j^{(u)} \quad (j = 1, 2, \dots, m) \end{cases} \quad (2)$$

式中 X_1 为冷却结构特征尺寸变量取给定值, X_2 为螺栓杆位置变量; $g_k(X_1, X_2)$ 为不等式约束, 包括最大温度约束 $T_{\max} \leq [T]$ 、应力约束 $\sigma_{\max} < [\sigma]$ 和位移约束 $|U_z|_{\max} < [U_z]$; $x_j^{(l)}$ 和 $x_j^{(u)}$ 分别

为螺栓杆位置变量中第 j 个变量的最小和最大取值。

外层优化的数学模型表达式为

$$\begin{cases} \max f_2(X_1) = 10.0 / (Q_m + Z_m) \\ (X_1 \in R) \\ \text{s. t. } x_i^{(l)} \leq x_{1i} \leq x_i^{(u)} \\ (i = 1, 2, \dots, n) \end{cases} \quad (3)$$

式中 X_1 为冷却结构特征尺寸变量, 即冲击高度 H 、冲击孔间距 S_i 、冲击孔直径 D_i 、气膜孔直径 D_d 和气膜孔与壁面角度 α 等。

人工神经网络具有很强的非线性映射能力, 采用 BP(back propagation)神经网络映射来代替安装位置变量的优化, 不但可以实现从冷却结构特征尺寸变量到最佳安装位置目标值的映射关系, 而且可以极大地提高计算机计算效率。同时, 映射精度可以由样本的数量与质量来保证。本文的浮动瓦块壁温-结构一体化优化的优化分析流程见图 4。

2.2 神经网络模型的实现

BP 网络结构简单, 可操作性强, 能模拟任意的非线性输入输出关系, 成为目前应用较为广泛的神经网络模型。它适合于预测、模式识别及非线性函数逼近。BP 网络由输入层 i 、隐含层 j 、输出层 k 及各层之间的节点连接权所组成, 其拓扑结构如图 5 所示。

本文利用 MATLAB 的神经网络工具箱作为神经网络的训练工具。结合均匀试验设计思想将浮动瓦块的 5 个冷却结构特征尺寸变量作为网络的输入参数, 网络的输出为瓦块强度和刚度性能的综合指标值, 建立 BP 网络仿真模型。为了提高神经网络的泛化能力, 利用 Premnmx 函数将以上数据进行归一化处理, 得到神经网络的训练样本。训练方法采用弹性梯度下降法, 训练精度要求不宜太小, 精度要求太小会增加训练次数, 而且网络对学习样本的针对性增强, 使网络的预报性能降低。文中经过试验取 10^{-4} 比较合适。

2.3 精英保留自适应遗传算法

遗传算法与传统的方法相比, 不要求出目标函数的导数信息, 甚至不需要目标函数的表达式, 采用概率的而不是确定的状态转移规则, 采用的搜索方法是同时处理群体中多个个体的方法, 而不是传统的单点搜索, 这点使得遗传算法具有良好的全局搜索性能。本文采用精英保留自适应

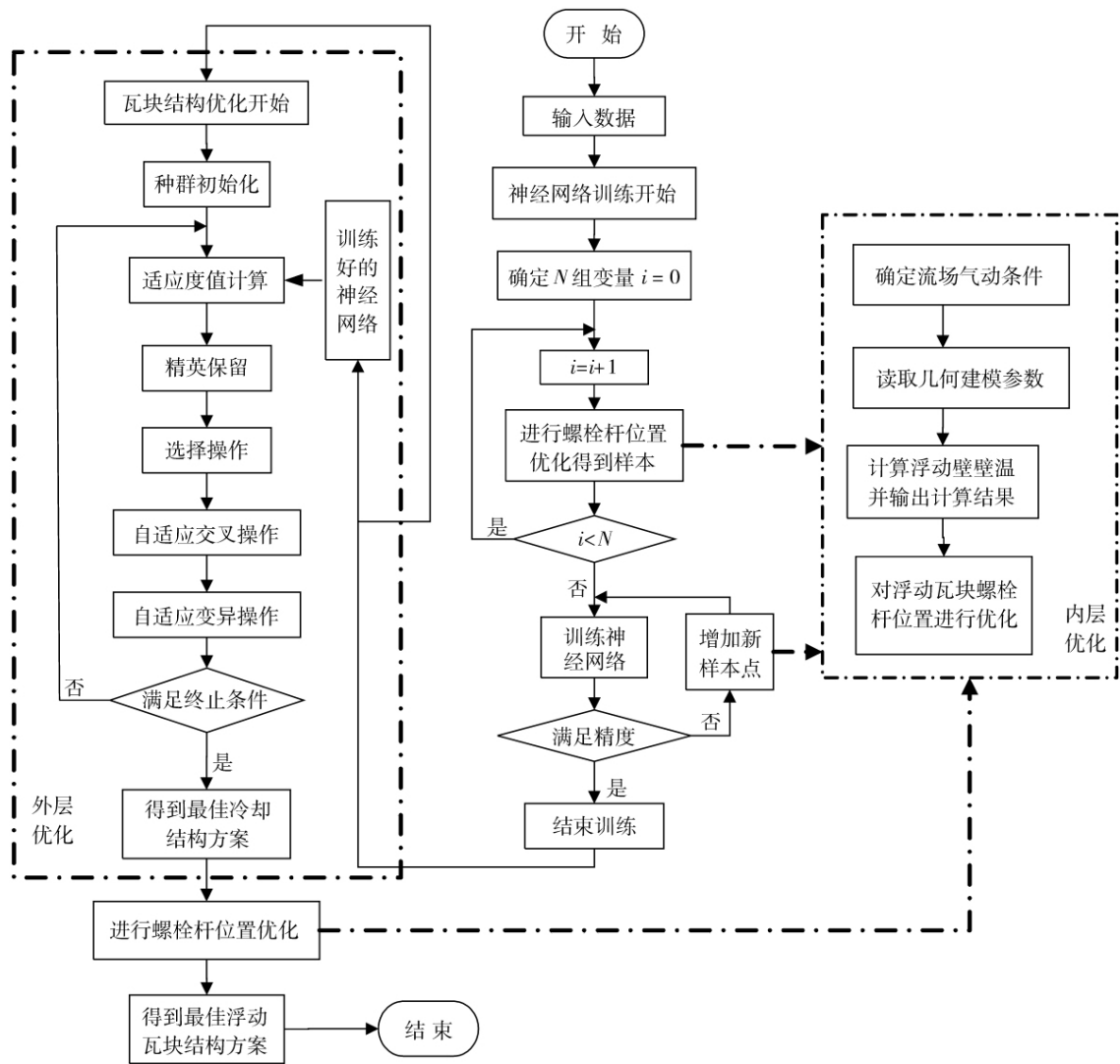


图 4 优化流程图

Fig. 4 Optimization flow chart

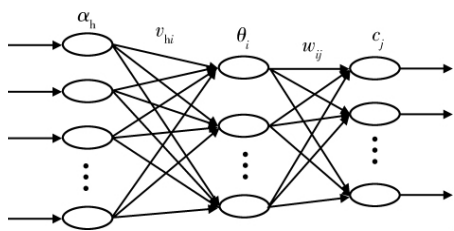


图 5 BP 网络拓扑结构

Fig. 5 Topological structure of BP network

遗传算法 (elitist and adaptive GA-EAGA) 进行优化分析,可以保证在优化过程中最佳个体不被破坏,确保获得理论上全局最优的优化结果;同时,构造了如公式(4)和公式(5)所示的自适应交叉率和变异率函数.其主要思想是在遗传过程中,让随着种群的适应度值进行自我调整,当种群个体适应度趋于一致,即趋于局部最优时,使得它们增大,而当种群个体适应度比较分散时,使得它们减小.

自适应交叉率 P_c

$$P_c = \begin{cases} P_{c1} - \frac{(P_{c1} - P_{c2})(f' - f_{avg})}{f_{max} - f_{avg}} & (f' \geq f_{avg}) \\ P_{c1} & (f' < f_{avg}) \end{cases} \quad (4)$$

自适应变异率 P_m

$$P_m = \begin{cases} P_{m1} - \frac{(P_{m1} - P_{m2})(f' - f_{avg})}{f_{max} - f_{avg}} & (f' \geq f_{avg}) \\ P_{m1} & (f' < f_{avg}) \end{cases} \tag{5}$$

其中 f_{max} 表示群体中最大的适应度值, f_{avg} 表示每代群体的平均适应度值; f 表示要变异的个体的适应度值, f' 表示要交叉的两个个体中比较大的一个个体的适应度值; $P_{c1}, P_{c2}, P_{m1}, P_{m2}$ 为常数.

3 浮动瓦块壁温优化算例及结果分析

3.1 优化算例问题描述

在浮动瓦块结构中浮动壁采用 5 个螺栓杆与冲击壁进行联接,螺栓杆沿瓦块周向中线对称分布,共有 5 个独立的位置参数. 这样浮动瓦块结构中冷却结构尺寸变量和安装位置变量共有 10 个,取值范围见表 1.

表 1 浮动瓦块的优化设计变量
Table 1 Variables of the float-wall

参数	参数取值	
	上限	下限
冲击高度 H/mm	2.6	2.2
气膜孔直径 D_d/mm	1.5	0.9
冲击孔直径 D_i/mm	1.8	1.2
冲击孔间距 S_i/mm	7, 6, 5	
气膜孔与壁面夹角 $\alpha/(\text{^\circ})$	90, 60, 45, 35	
定位螺栓轴向位置 M_b/mm	40.0	10.0
后端螺栓轴向位置 M_{b1}/mm	40.0	28.5
后端螺栓周向位置 $\theta_1/(\text{^\circ})$	11.50	2.30
前端螺栓轴向位置 M_{b2}/mm	21.5	10.0
前端螺栓周向位置 $\theta_2/(\text{^\circ})$	11.50	2.30

浮动壁温度场采用 FLUENT 软件求解,气动边界见图 2,两侧为周期性边界. 具体气动参数值如表 2 中所列. FLUENT 求解环境设置如下: 选用标准的 $k-\epsilon$ 湍流模型; 壁面附近采用壁面函数进行处理; 选择分离隐式稳态求解器; 采用 SIMPLE (semi-implicit method for pressure linked equation) 算法处理速度和压力的耦合; 采用一阶精度的迎风格式对湍流动能 k 、湍流耗散率 ϵ 、压力和能量等进行离散. 对各控制方程方程进行亚松驰; 收敛条件为各量的残差小于 10^{-6} .

表 2 气动参数

Table 2 Aerodynamic parameters

参数		数值
主流(燃气)	流量/(kg/s)	0.0456
	温度/K	2000
	总压/MPa	2.925
次流(冷气)	流量/(kg/s)	0.008
	温度/K	850
	总压/MPa	3.00

采用 ANSYS 软件对浮动瓦块结构进行有限元分析时,外套周向两端周向约束,后端轴向约束;瓦块结构的中间螺栓杆与燃烧室机匣固接,其余 4 根螺栓杆径向与机匣固定,如图 1 所示. 浮动壁结构工作时,处于高温场和气流场中,其所承受的载荷为:瓦块下壁面(燃烧室内部)压力 p_1 ,瓦块上壁面压力 p_2 ;外套上壁面(燃烧室外部)压力 p_3 ,下壁面压力 p_4 ,由流场求解中得到的对应壁面平均压力给出.

3.2 神经网络的构造

浮动瓦块结构的神经网络经过 39 次训练,达到目标训练精度. 其训练精度下降曲线如图 6 所示. 为验证神经网络的预报能力,任取 4 组位置变量,使用训练好的神经网络与浮动瓦块壁温热-流耦合分析分别计算目标函数值,其结果对比如表 3 所示. 由表中数据可以看出,神经网络的映射精度较高,误差在工程允许范围之内.

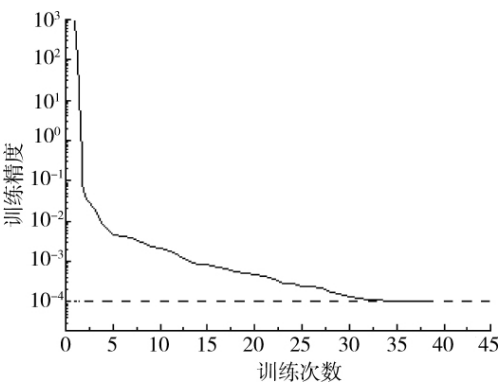


图 6 神经网络训练精度曲线
Fig. 6 Curve of network train

表 3 检验样本的神经网络映射结果
Table 3 Network simulated result of test data

编号	结构尺寸					最佳目标值		
	D_i/mm	D_d/mm	H/mm	S_i/mm	$\alpha/(\text{^\circ})$	计算值	映射值	近似误差
1	1.5	1.0	2.4	5.0	45	17.36	17.43	0.07
2	1.8	1.3	2.6	7.0	60	19.70	19.57	-0.13
3	1.7	0.9	2.3	6.0	90	16.82	16.74	-0.08
4	1.2	1.4	2.5	7.0	35	28.05	28.27	0.22

3.3 浮动瓦块壁温优化结果

本文利用 MATLAB 编写遗传算法程序,各参数设置如下: $P_{c1} = 0.9, P_{c2} = 0.6, P_{m1} = 0.1, P_{m2} = 0.001$; 种群规模 80, 最大代数 100. 计算中出现 5 代不进化时, 停止计算. 经过 43 次迭代的遗传进化, 得到了结果的最优解, 寻优过程中最佳个体目标值和种群平均目标值的变化如图 7 所示.

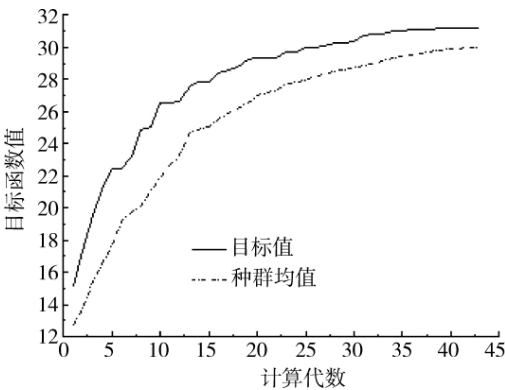


图 7 目标函数值进化曲线
Fig. 7 Evolution curve

将浮动瓦块冷却结构的最终优化结果进行圆整后, 所得结果见表 4. 将最优冷却结构尺寸变量代入安装位置优化, 可以进一步得到安装位置变量的最优解, 结果见表 5. 从表 4 和表 5 优化后得到目标函数值有很大提高, 即瓦块结构的强度和刚度的综合性能有较大改善.

表 4 浮动瓦块冷却结构尺寸变量优化结果
Table 4 Optimization results of cooling structure

	结构尺寸					目标函数值	
	$D_i/$ mm	$D_d/$ mm	$H/$ mm	$S_i/$ mm	$\alpha/$ ($^\circ$)	BP 网络	数值 计算
初始点	1.5	1.2	2.4	6.0	90	28.34	28.47
优化后	1.2	1.5	2.5	6.0	60	31.16	31.04

表 5 瓦块安装位置的优化结果

Table 5 Optimization results of install position

	螺栓杆位置					数值计算的 目标函数值
	$M_b/$ mm	$M_{b1}/$ mm	$\theta_1/$ ($^\circ$)	$M_{b2}/$ mm	$\theta_2/$ ($^\circ$)	
初始点	35.0	35.0	11.5	10.0	7.5	20.97
优化后	31.9	38.9	9.50	11.8	8.93	31.04

4 结 论

本文将神经网络与遗传算法相结合应用于某气动参数下的浮壁式火焰筒瓦块结构的壁温-结构同步优化设计, 得到了刚度和强度综合性能更优的浮动瓦块结构, 结果表明:

- 1) 对不同性质的设计变量分别使用相适用的优化方法来进行优化, 既实现了不同性质设计变量的同步优化, 又可以提高优化设计效率.
- 2) 通过 BP 神经网络建立的浮动壁结构的数学模型, 能够较好的实现从冷却结构尺寸变量到瓦块刚度、强度目标函数的非线性映射, 可以大大减少浮动瓦块优化过程中的计算量.
- 3) 通过本文的优化算例, 得到了相应气动条件下性能更好的浮动瓦块结构, 结果表明: 本文神经网络与遗传算法相结合的优化方法对复杂结构的优化分析是合理、有效的.

参考文献:

[1] 梁春华. 现代典型军民用涡扇发动机的先进技术[J]. 航空科学技术, 2004, 90(2): 20-24.
LIANG Chunhua. Modern typical military and civilian use advanced technology of turbofan engine[J]. Aviation Science and Technology, 2004, 90(2): 20-24. (in Chinese)

[2] 赵清杰, 李彬. 浮动瓦块冷却结构在燃烧室中的应用和发展[J]. 燃气涡轮试验与研究, 2001, 14(1): 10-13.
ZHAO Qingjie, LI Bin. Application and development of floating panel cooling structure in combustors [J]. Gas

- Turbine Experiment and Research, 2001, 14(1): 10-13. (in Chinese)
- [3] 胡超, 许全宏, 徐剑, 等. 冲击/发散冷却壁温分布和冷却效率研究[J]. 航空动力学报, 2008, 23(10): 1800-1804.
HU Chao, XU Quanhong, XU Jian, et al. Investigation of the wall temperature distribution and cooling efficiency for impingement/effusion cooling scheme[J]. Journal of Aerospace Power, 2008, 23(10): 1800-1804. (in Chinese)
- [4] Cho H H, Rhee D H, Goldstein R J. Effect of hole arrangements on local heat/mass transfer for impingement/effusion cooling with small hole spacing[R]. ASME GT2004-53685, 2004.
- [5] 陈焱, 吉洪湖, 胡娅萍, 等. 致密微孔壁绝热冷却效果研究[J]. 工程热物理学报, 2006, 27(增 2): 25-28.
CHEN Yan, JI Honghu, HU Yaping, et al. Investigation of adiabatic cooling effectiveness of an effusion cooled plate [J]. Journal of Engineering Thermophysics, 2006, 27(Suppl 2): 25-28. (in Chinese)
- [6] 林宇震, 俞文利, 刘高恩, 等. 冲击加发散双层壁冷却方式压降分配对斜孔内对流换热影响的研究[J]. 航空学报, 2003, 24(2): 97-101.
LIN Yuzhen, YU Wenli, LIU Gaoen, et al. Influence of pressure drop distribution on the convection heat transfer inside the inclined hole of impingement/effusion cooling [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2003, 24(2): 97-101. (in Chinese)
- [7] 宋双文, 杨卫华, 胡好生, 等. 冲击+逆向对流+气膜冷却传热特性的研究[J]. 航空动力学报, 2007, 22(9): 1418-1421.
SONG Shuangwen, YANG Weihua, HU Haosheng, et al. Experimental study of the heat transfer characteristics of combined cooling of impingement+reversed[J]. Journal of Aerospace Power, 2007, 22(9): 1418-1421. (in Chinese)
- [8] 李彬, 吉洪湖, 江义军. 冲击-发散冷却火焰筒浮动瓦片三维壁温计算分析[J]. 航空动力学报, 2007, 22(3): 370-374.
LI Bin, JI Honghu, JIANG Yiju. Numerical analysis of 3D temperature field of an impingement-effusion cooled flame tube floating tile[J]. Journal of Aerospace Power, 2007, 22(3): 370-374. (in Chinese)
- [9] 李彬. 冲击-致密微孔浮动壁火焰筒冷却研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2007.
LI Bin. Investigation of impingement/effusion float-wall cooling of flame tube[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2007. (in Chinese)
- [10] 张宏建. 燃烧室浮动壁结构优化方法研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2005.
ZHANG Hongjian. Structure optimization method of the float-tile[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2005. (in Chinese)
- [11] 王伟, 杨伟, 赵美英, 等. 基于神经网络与杂交算法的机翼结构优化设计[J]. 机械设计, 2007, 24(8): 49-52
WANG Wei, YANG Wei, ZHAO Meiying, et al. Optimization design of aerofoil structure based on neural network and hybridization algorithm[J]. Journal of Machine Design, 2007, 24(8): 49-52. (in Chinese)
- [12] 王维刚, 龙飞. 基于 BP 神经网络和改进遗传算法的蒸发器支座结构优化设计[J]. 化工机械, 2009, 36(4): 317-322.
WANG Weigang, LONG Fei. Optimum design of support brackets of evaporators based on BP neural network and improved genetic algorithm[J]. Chemical Engineering and Machinery, 2009, 36(4): 317-322. (in Chinese)
- [13] 邓江华, 刘献栋, 冯国胜. 基于神经网络和遗传算法的车身骨架结构优化设计[J]. 农业机械学报, 2007, 38(6): 26-29.
DENG Jianghua, LIU Xiandong, FENG Guosheng. Optimal design of bus frame structure on the basis of ANN and GE[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery, 2007, 38(6): 26-29. (in Chinese)