

扩压器叶片形线逆命题设计的一种新方法

西安交通大学 樊会元** 王尚锦 席 光

【摘要】 应用遗传算法结合神经网络技术通过对候选叶片表面速度分布与目标速度分布之间误差的极小化, 求解给定表面速度分布下的扩压器叶片形线。叶片形线利用 Bezier 曲线参数化表示, 候选叶片形线的流场分析由 BP 神经网络完成。所提出的方法用于一离心压缩机平行直壁扩压器的二元等厚叶片设计, 结果显示该方法是有有效和可行的。

主题词: 扩压器 神经网络 叶片 设计

分类号: TH 452

1 引 言

透平机械扩压器叶片的逆命题设计一般是给定叶片表面速度分布(下称 SVD (Surface Velocity Distribution)) 或压力分布, 通过一定方法直接构造叶片。最成熟的逆命题方法是保角变换类方法, 但它们仅限于处理平面势流问题。近几年较多被采用的逆命题方法还有最优控制和最优化类方法^[1, 2]。由于这些方法多为梯度类方法, 因而不能有效处理多极值和非连续目标函数问题(流体机械逆命题设计问题多属此类问题)。研究者们一直在寻找更好的逆命题设计方法。遗传算法(GA)是一种模拟自然界中生物进化机制的最优化方法。由于其具有“鲁棒性”、并行性、全局收敛性等显著特点, GA 被广泛应用于许多工程研究领域, 特别是近年来在流体机械研究领域的应用也日益增多^[3~5]。神经网络技术是模拟生物神经元结构和人脑机制的一种计算策略, 目前在流体工程中的应用也初见端倪^[6, 7]。本文应用 GA 结合神经网络技术实现透平机械扩压器二元叶片逆命题设计。在叶片目标 SVD 给定情况下, 一个由染色体表示的个体(候选叶片)组成的种群在 GA 算子的作用下朝目标 SVD 与候选叶片 SVD 之间误差的极小化方向进化, 最终求得具有目标 SVD 的叶片形线。在 GA 进化中, 两个经训练的误差反向传播神经网络(BP 网)用于完成对候选叶片形线下扩压器的流场计算。BP 网训练所需的样本由搜索空间中人为构造若干叶片形线以及采用已有程序对相应流场进行分析而获得。所提出的方法应用于一实际离心压缩机平行直壁扩压器的等厚叶片设计。结果显示, 只要任给一个可行 SVD, 该方法可以成功的求得满足要求的叶片形线。

2 GA 的应用

GA 通过对由若干个体组成的种群利用基本生物进化准则进行进化来求解问题。现就扩压器叶片形线逆命题设计问题, 建立应用 GA 的求解方法。

2.1 叶片形线参数化及编码

当 GA 被用于求解一个实际的设计问题时, 首先须将每一个设计变量以有限长字符串编码。设计变量的某组编码头尾相接组成的长串即为代表某一个体(候选设计)的染色体。本文中个体为候选叶片形线, 叶片形线被参数化为由很少的变量表示。本文采用 Bezier 样条曲线来参数化叶片形线。为此, 物理平面上的环列扩压器叶栅须由(1)式被保角地变换为映象平面上的直列叶栅。

$$Z = \log(Z'/R_1)/\log(R_2/R_1) \quad (1)$$

式中: Z' 代表物理平面, R_1 和 R_2 代表扩压器进口和出口半径, Z 代表映象平面。候选叶片形线首先在映象平面产生, 然后, 由(1)式的逆变换变回到物理平面作为实际候选叶片形线。设在映象平面叶片形线由 4 次 Bezier 曲线刻画, 因此其形状可由相应的 Bezier5 边形确定。如图 1 所示, 设 Bezier5 边形的顶点为 $P_0(x_0, y_0)$, $P_1(x_1, y_1)$, $\dots$, $P_4(x_4, y_4)$, 则 Bezier 曲

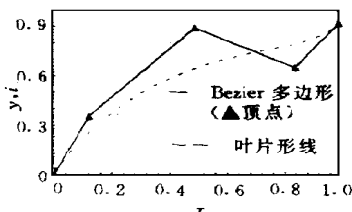


图 1 映象面上叶片形线及参数示例

线可以由一个 4 次 Bernstein 多项式表示为 $Q(t) = \sum_{i=0}^4 B_{n,i} P_i$

。其中 $B_{n,i} = C_n^i t^i (1-t)^{n-i}$, 而 t 是曲线参数, 其值取为 $0 \leq t \leq 1$ 。为了既保证形线的任意性又简化计算, P_0 固定于坐标原点, 即 $P_0(0, 0)$, P_2 和 P_4 点在 x 方向固定, 而在 y 方向可变, 且 $x_2 = 0.5$, $x_4 = 1$ 。 P_1 和 P_3 在 x 方向可变, 但在 y 方向接受叶片入口角和出口角约束。设叶片入口角和出口角分别为 θ_1 和 θ_2 , 则可得 $y_1 = (\tan \theta_1) x_1$, $y_3 = (\tan \theta_2) x_3 + \tan \theta_2 - y_0$ 。这样, 由 Bezier 曲线表达的叶片形线被其多边形顶点中的四个未知坐标参数 x_1, y_2, x_3, y_4 确定。

由上述任意四个叶片形线参数组成一个四维向量 $X = (x_1 \ x_3 \ y_2 \ y_4)$ 代表一个体。采用二进制编码方案对每个参数编码, 即可构成个体染色体。

2.2 BP 网模型

BP 网由于具有良好的函数逼近特性而被本文用于进行已知叶片形线下的流场分析。为简化网络结构从而节省训练时间, 将候选叶片的 SVD 分为吸力面和压力面两部分考虑。设 SVD 在这两个面上的部分可以分别用 5 次多项式拟合。由此, 本文建立了两个 BP 网分别用于求解叶片吸力面和压力面的 SVD。两个网络均具有 4-8-6 结构形式(即包括一个输入层, 两个隐层和一个输出层)。4 个输入单元分别代表候选叶片形线参数 x_1, x_3, y_2 和 y_4 , 6 个输出单元分别代表吸力面或压力面 SVD 的 5 次多项式系数。在本文下节所述给定流动条件和扩压器结构尺寸下, 利用改变叶片形线参数的方法随机产生叶片形线共 200 个。用依据势流理论和边界元方法开发的叶栅分析程序, 在物理面上对这些叶片的流场进行分析, 得出每个叶片形线所对应的速度分布参数(拟合速度分布的多项式系数)。由叶片形线参数和相应吸力面和压力面 SVD 多项式系数组成两组样本对各 200 个, 由每组中各随机抽取 100 个作为训练样本集对所建网络分别进行训练, 采用 BP 算法修正网络权值。训练过程在一个 586 微机上进行, 当两个网络训练样本集上的输出误差平方和 ≤ 0.20 时, 结束训练。用各自的 100 个剩余样本对训练后的网络进行检验, 网络的输出误差平方和均 ≤ 1.0 , 证明训练效果良好。经训练的两个 BP 网只要给其输入一个叶片形线参数(只要该参数在训练样本张成的空间内), 便可立即输出相应的吸力面和压力面 SVD 的多项式系数。

2.3 适应值

在 GA 中, 个体的适应值关系到其生存能力, 需要逐代予以估计。本文中令 GA 极小化目标函数:

$$K(X) = \int_1^2 (V_t - V_a)^2 dR \quad (2)$$

式中: V_t 代表目标 SVD, V_a 代表候选叶片形线的实际 SVD。这样, 对 K 的极小化问题可以容易地转化为对适应函数 F 的极大化问题:

$$F(X) = 1/[1 + K(X)] \quad (3)$$

F 则可用于个体的适应值计算。计算个体适应值时, 须先对染色体进行解码, 再利用 BP 网求解相应候选叶片形线表面的 SVD。然后由 (2) 和 (3) 式计算适应值。

2.4 GA 的基本操作

GA 是一个模仿自然遗传规律的循环搜索过程。一个循环(进化代)可以包括自然遗传学中的许多操作, 本文使用其中三个最基本的操作: 选择、杂交和变异。亦即本文 GA 方法的一个完整进化由选择、杂交和变异三步组成。选择是按照适应值挑选父本的过程。适应值越高的个体被选上的可能性越大。杂交过程分二步完成, 第一步, 被选择的父本染色体按一个杂交概率实行配对; 第二步, 每一对染色体按随机位置相互交换各自部分, 如此产生新一代中的一对染色体(子个体)。而未被选上配对的父本染色体同时被直接拷贝为子个体。变异是所有子个体按照变异概率对基因(二进制字节值)的改变。变异过程中染色体的所有字节值被检查是否需要改变, 若改变则由 0 变 1 或者相反。

3 应用实例及讨论

方法应用于一实际离心压缩机扩压器场合。由气动设计结果所得该扩压器的基本结构尺寸和气流进出口参数如下: 进口直径 $D_1 = 1300$ mm, 出口直径 $D_2 = 1760$ mm, 宽度(叶高) $b_1 = b_2 = 40$ mm, 进口气流角 $\alpha_1 = 19^\circ$, 出口气流角 $\alpha_2 = 29^\circ$, 质量流率 $G_m = 10.185$ kg/s, 进气温度 $t_1 = 61.7^\circ\text{C}$, 进气压力 $p_1 = 141200$ Pa。取扩压器叶片数 $N = 20$, 叶片厚 $t_n = 8$ mm。

为了获得可行叶片形状, 本例型线参数取值界定为 $0 \leq x_1 \leq 0.5$, $0.5 \leq x_3 \leq 1.0$, $0 \leq y_2 \leq 1.2$, $0.8 \leq y_4 \leq 2.0$ 。变量编码的长度取决于要求的精度。设一实变量区间由长度为 l 的二进制数编码, 则该变量区间被等分为 $2^l - 1$ 个子区间。子区间与 l 长的二进制数一一对应。如对参数 x_1 , 设要求计算精度为小数点后 3 位, 则意味着区间 $[0, 0.5]$ 应至少被等分为 $(0.5 - 0) \times 100 = 50$ 个子区间。显然, x_1 编码所需要的二进制数长度至少为 6 (因为有 $2^6 = 64 > 50$)。为简单计, 本例所有叶片形线参数均用长度为 8 的二进制数编码。GA 的操作策略及进化参数的选取严重影响算法的收敛性态, 且因问题而异。本例中的选择过程采用标准轮盘赌方法。个体适应值与种群中所有个体适应值和的比值用于建立加权赌轮。赌轮以随机方式转动以确定个体是否被选为父本。杂交采用 4 点杂交模式, 每个形线参数的基因段同时进行杂交运算。GA 进化参数采用“试验”法确定, 即通过变化单个参数观察 GA 性态, 以区分参数取值的优劣。权衡观察结果, 当种群规模 $n = 40$ 、杂交概率 $p_c = 0.8$ 和变异概率 $p_m = 0.02$ 时, 本例可望得到较好 GA 收敛性态。

在 BP 网训练样本所张成的空间中, 人为构造了若干不同的叶片形线(下称原始叶片形线), 由求取 BP 网训练样本的同一流场分析程序求解出相应的 SVD。以这些 SVD 为目标 SVD, 用本文方法求解满足这些速度分布的叶片形线。方法由 Matlab 语言在一个 586 个人计

计算机上实现。上述情形在不同的 GA 进化代后均成功地找到了满足给定速度分布的叶片形线。本文选取其中四个叶片形线情况 (Case1, Case2, Case3 和 Case4) 予以报导。四个叶片形状参数列于表 1。

表 1 原始叶片形线参数

Case	x_1	x_3	y_2	y_4
1	0.20	0.90	1.00	0.90
2	0.10	0.80	0.60	1.10
3	0.23	0.93	1.15	1.85
4	0.08	0.93	0.60	1.85

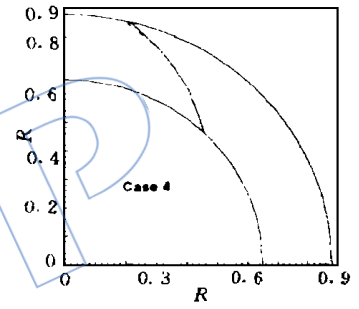
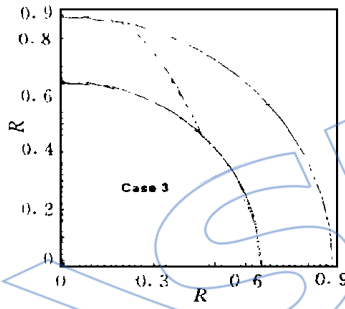
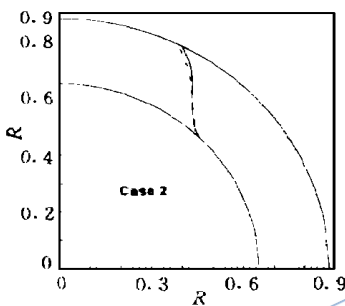
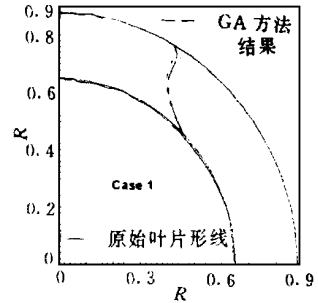


图 2 由 GA 方法所求叶片形线与原始叶片形线对比

GA 进化 150 代后所求得的叶片形线与原始叶片形线对比于图 2。此时 GA 所求叶片的 SVD 与相应目标 SVD 示于图 3。图 3 中纵坐标为无因次叶片表面速度, 其中 V 代表实际速度值, V_0 代表扩压器入口气流速度值, 横坐标为扩压器相对子午截距, 其中 L 代表点至叶片前缘实际截距, L_c 代表前后缘之间截距。上述两个图中的原始叶片形线与 GA 所求叶片形线以及目标 SVD 与

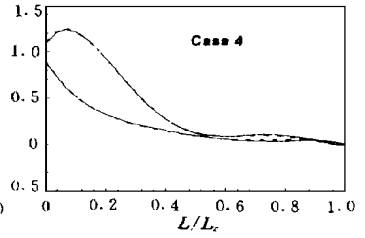
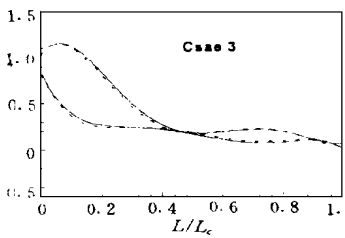
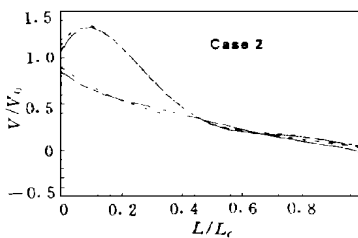
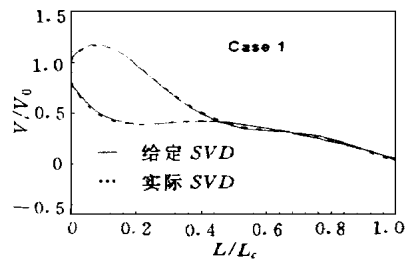


图 3 由 GA 方法所求叶片给定 SVD 与实际 SVD 对比

GA 所求叶片形线 SVD 的一致性, 说明了本文所提出的方法是可行和有效的。图 4 显示 4 种情况下, GA 进化过程中最好适应值和种群平均适应值的演变情形, 从中可以看出遗传算法种

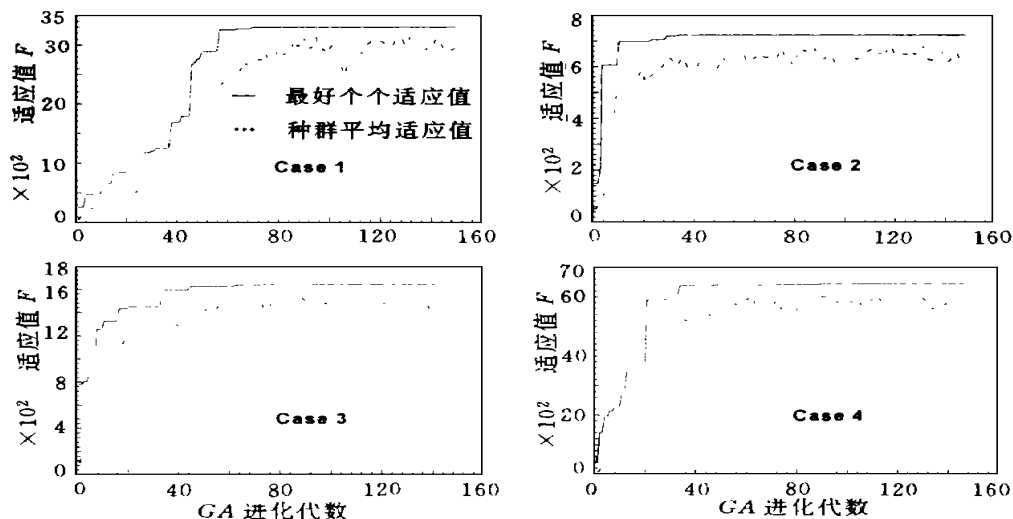


图 4 GA 进化过程中最好个体适应值和种群平均适应值演变情形

群的整体进化特征和个体的适者生存特征。

4 结 论

提出的扩压器叶片形线逆命题设计新方法, 在叶片表面速度分布给定时, 可满意地求得相应叶片形状。提出的方法除具有遗传算法固有优点外, 由于神经网络技术的采用, 大大缩短了遗传进化过程中流场分析所占时间, 提高了数值计算效率。方法稍加改动即可推广到机翼形叶片和三元叶片的逆命题设计。对其中的目标函数形式和流场分析程序等作相应变化, 方法的思想亦可以用于求解更为复杂的流体机械设计问题。

参 考 文 献

- 1 Venkataraman P. Inverse Airfoil Design Using Design Optimization AIAA-96-2503-cp, 1996
- 2 Lewis J C, Agarwal R K. Airfoil Design via Control Theory Using Full Potential and Euler Equations AIAA-96-2483-cp, 1996
- 3 Obayashi S, Tankanshi S. Genetic Optimization of Target Pressure Distribution for Inverse Design Methods AIAA Journal, 1996, 34(5): 881-886
- 4 Quagliarella D, Cioppa A D. Genetic Algorithm Applied to the Aerodynamic Design of Transonic Airfoils Journal of Aircraft, 1995, 32(4): 889-890
- 5 Obayashi S, Tsukahara T. Comparison of Optimization Algorithm for Aerodynamic Shape Design AIAA-96-2394-cp, 1996
- 6 Prasanth R K, Whitaker K W. Neuromorphic Approach to Inverse Problems in Aerodynamics AIAA Journal, 1995, 33(6): 1150-1152
- 7 Whitaker K W. Specifying Exhaust Nozzle Contours with a Neural Network AIAA Journal, 1993, 31(2):

A NEW INVERSE DESIGN METHOD OF DIFFUSER BLADES PROFILE

Fan Huiyuan, Wang Shangjin, Xi Guang

(Xi'an Jiaotong University, Xi'an, 710049)

ABSTRACT A genetic algorithm combined with a neural network technique is proposed to search for turbomachinery diffuser blade profile under the condition of a given velocity distribution on its surface. Such a new inverse method works through minimizing the error between surface velocity distribution of candidate blades and the target velocity distribution. For ease in employing genetic algorithm, the blade profiles searched are parameterized with Bezier spline curves. The flow analysis of the candidate blades is carried out by BP neural networks which have been trained with a set of samples. The proposed approach is demonstrated through the application to a diffuser with two-dimensional height- and thickness-constant blades. The simulations show that the new method is not only feasible, but also reliable and effective.

Key Words Diffusers Neural networks Blades Design

RESEARCH ON OPTIMIZATION OF CYCLE PARAMETERS FOR ATF PROPULSION

Wang Rugen (1st Dept. Air Force Engineering College, Xi'an 710038)

ABSTRACT The cycle parameters of ATF propulsion with or without supersonic cruise missions have been optimized respectively and compared. And the effects of supersonic cruise range, engine life cycle cost and engine part efficiencies on the optimization of the engine cycle parameters have been researched. The results show that a turbofan engine with a small bypass ratio must be installed, and a suitable turbine entry temperature is obtained by optimization with life cycle cost. The enhancement of the engine part efficiencies has influence on the optimization of the cycle and the aircraft markedly raises the aircraft performance. The afterburner temperature must be taken very high due to the limit of the engine maximum diameter.

Key Words Aircraft engines Cycle Parameters Optimization

FORMULATION OF A TRAINER ENGINE ACCELERATED TEST SPECTRUM

Song Yingdong and Gao Deping

(2nd Dept. Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016)

Lin Hongzhen and Cheng Weihua

(Air Force 8th Research Institute, Beijing 100079)

ABSTRACT Two composite rise and fall mission profiles and two composite maneuver flight mission profiles are obtained from the initial design missions of a trainer engine. These composite missions are accelerated according to life analysis of engine main components under the condition of equivalent damage. The accelerated mission test spectra in-