

文章编号: 1000-8055(2000)01-0047-04

# 一个神经网络结合遗传算法的叶轮逆命题设计方法

樊会元 席 光 王尚锦

(西安交通大学 能源与动力工程学院机泵中心, 陕西 西安 710049)

**摘要:** 本文的目的是利用神经网络实现离心压缩机叶轮的逆命题设计。为此, 结合实例叶轮逆命题设计问题通过遗传算法的演化和训练建立了前馈神经网络。所建网络随之用于求解给定表面速度分布情况下的叶片型线。数值模拟显示, 该神经网络模型可以成功的求解出预期叶片型线。

**关键词:** 神经网络; 离心式压缩机; 叶轮; 设计

**中图分类号:** TP302.1

**文献标识码:** A

## 1 引言

离心压缩机叶轮的逆命题设计需要在给定叶片表面速度分布的情况下求解叶片形状。求解此类问题的传统方法大多侧重于解析方法, 如保角变换方法及最优控制理论和最优化方法等。由于气动设计逆命题的复杂性, 包含解析方法的逆命题方法在求解实际问题时往往受到很大的局限<sup>[1]</sup>。随着 CFD 技术的发展, 人们借助于流场的数值模拟建立了叶轮气动设计逆命题的数值求解方法, 其中以 Jansen 提出的所谓“叶片载荷法”<sup>[2]</sup>最具代表性。但目前的数值逆命题方法也存在某些弊端, 如需要正命题设计一样的数值迭代过程, 因而导致计算过于耗时, 以及所产生叶片的光滑性难以保证等<sup>[2,3]</sup>。即使近来被证明最具潜力的遗传算法逆命题求解方法, 也仍然需要大量的流场估计而无法广泛应用与需要进行如三维 N-S 方程求解的场合<sup>[1]</sup>。因此, 现有的逆命题设计方法所面临的诸多问题仍需要研究者继续寻求更好的替代方法。

神经网络(NN)技术由于其具有诸如自适应学习, 万能逼近, 以及并行和分布式处理等优良特性, 已被广泛地应用于许多科学技术领域<sup>[4~7]</sup>。神经网络是由其基本单元—神经元, 通过一定的拓

扑结构连接而成。

神经网络因拓扑结构不同可分为两个基本类型: 前馈网与反馈网。前馈网目前最常采用的训练方法是 BP 算法, 但该算法属梯度类方法, 因而当网络结构复杂时所需训练时间过长, 甚至可能落入局部极值陷阱。与此同时, 就如何建立适合实际问题的最佳前馈网拓扑结构至今为止尚缺乏有效方法, 多数情况下只能凭实验经验, 等等。这些问题直接妨碍着该类网络的有效应用。

遗传算法是一种全局寻优搜索算法, 它所具有的许多优点可以使其成为克服上述神经网络缺点的最佳选择。特别是它寻优中只使用优化函数本身的信息而无须导数等敏感性计算, 使其特别适合求解极其复杂的工程优化问题。

针对前馈神经网络所存在的问题, 遗传算法可以代替 BP 算法进行网络训练, 使网络的训练以较大的概率获得全局最优。遗传算法还可以对网络的拓扑结构进行演化, 从而找到适合特定问题的最佳网络结构。本文将神经网络与遗传算法结合实现离心压缩机叶轮的逆命题设计, 具体地讲, 就是利用遗传算法参与前馈神经网络的结构演化和网络训练, 所建网络随之用于离心叶轮的逆命题设计。数值模拟显示, 所提出的方法是有效和可行的。

收稿日期: 1999-02-22; 修订日期: 1999-06-14

作者简介: 樊会元(1961-), 男, 西安交通大学能源与动力工程学院机泵中心, 博士研究生

## 2 方法的实现

本文取一具有较小出口宽度的实际离心压缩机叶轮为例,并且设该叶轮具有二维等厚叶片。由轮盘和轮盖型线构成的叶轮子午型线示于图 1。叶轮的气动设计条件为:进口流量  $Q = 520 \text{ m}^3/\text{min}$ , 进口压力  $p_{\text{in}} = 98000 \text{ Pa}$ , 进口温度  $t_{\text{in}} = 20^\circ\text{C}$ , 出口压力  $p_{\text{out}} = 220000 \text{ Pa}$ , 而叶轮转速为  $\omega = 2980 \text{ r/min}$ 。由上述要求经气动计算所得的叶轮基本结构参数为: 外径  $D_2 = 1180 \text{ mm}$ , 出口宽度  $B_2 = 44 \text{ mm}$ , 进口处叶片角  $\beta_{\text{B}1} = -52.3^\circ$  出口叶片  $\beta_{\text{B}2} = -26.7^\circ$ ; 叶片数  $N = 24$ , 叶片厚度  $t_{\text{B}} = 8 \text{ mm}$ 。子午面上叶片前缘选择在第 7 根准正交线处(即位置  $I = 7$  处)。

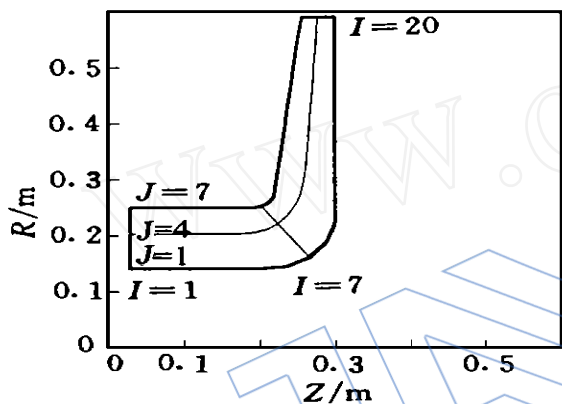


图 1 叶轮子午型线

设叶片角定义为在以平均子午流线为母线的回转面上叶片中弧线与子午面的夹角。这样叶片形状可以由回转面上随半径变化而变化的叶片角分布而唯一确定。本文所要建立的神经网络将以平均子午流线上(图 1 上流线  $J = 4$  处)的叶片表面速度分布离散值作为其输入,而以相同位置上的叶片角离散值作为其输出。

训练神经网络所需的样本的获得借助于已有的 CFD 程序完成。获取样本时,先选定一个初始几何形状,然后围绕该初始几何形状的几何参数值以某一扰动量向正的和负的方向扰动。采用一个适当的 CFD 程序计算出这样获得的一组叶片型线的相应表面速度分布值即可获得一组样本。在本应用中,采用一个基于边界元方法的  $S_i$  流面流场分析程序来完成样本的计算。当然,也可以采用其它流场分析方法(如求解 Euler 方程或  $N-S$  方程)取得样本。给定样本中的叶片角值以及由 CFD 分析所得的表面速度值在用于对网络进行训练前须按点正规化为  $[0, 1]$  之间的值,以提高

网络的训练精度。本例中,人为构造 20 个叶片型线,从而获得 20 组样本数据。从中随机选取 5 组留作检验样本,剩余 15 组用于进行网络训练。

### 2.1 应用遗传算法建立优化的神经网络模型

由于对于一个特定的叶片形状,其吸力面速度分布和压力面速度分布是相互关联的,本文中仅以吸力面速度分布作为神经网络的输入,而叶片角分布及压力面速度分布均由已知的吸力面速度分布通过神经网络加以预测。为此,需要建立两个神经网络。设所建的两个网络均为 4 层前馈网,具有一个输入层,一个输出层和两个隐层。并且设用于预测叶片角分布的网络具有“ $12-h_1-h_2-10$ ”拓扑结构,即输入层有 12 个单元,输出层有 10 个单元。12 个输入单元代表扩压器平均子午流线上的 12 个相对子午截距点上的速度离散值,而 10 个输出单元代表相应子午截距点(端点除外)上的叶片角值。子午流线两个端点处的叶片角已知,且保持不变,因此,无需由神经网络预测。设用于预测压力面速度分布的网络具有“ $12-h_1'-h_2'-12$ ”结构形式。输入单元与前述网相同。输出单元代表吸力面对应的压力面上的表面速度值。

在层数及输入和输出层神经元个数预先给定的情况下,网络的最佳结构便仅决定于隐层神经元的个数,  $h_1, h_2, h_1', h_2'$ 。我们利用标准遗传算法<sup>[8]</sup>分别对两个网络中的隐层单元数进行演化寻优,从而得到现有条件下最佳的网络结构。演化时的个体分别为  $[h_1, h_2]$  和  $[h_1', h_2']$ , 每一层神经元的个数限定在 4~24 之间。采用长度为 5 的二进制数串对优化变量进行编码,依次头尾相接组成个体染色体。适应值的评价是这样实现的:对演化中生成的个体用训练集中除一个之外的其余样本通过 BP 算法训练网络至某一给定次数。用训练集中余下的一个样本进行测试,个体适应值就是这个测试样本的一个网络输出误差。设第  $p$  个样本被输入神经网络,则该样本对应的网络误差可定义为:

$$E_p = \sum_{i=1}^m (t_{pi} - o_{pi})^2 \quad (1)$$

式中  $t_i$  为第  $i$  输出神经元的目标输出,  $o_i$  为其实际输出,  $m$  为输出神经元总数。取种群规模为 30, 杂交概率为 0.8, 变异概率为 0.02, 并采用简单的轮赌选择、单点杂交和基因位变异等遗传策略。采用 Matlab 语言编写的程序实现上述进化过程,并在一个 586PC 机上运行。以不同初始种群反复执行进化过程 3 次,每次进化 20 代后结束。每个进化过程平均耗时约 10 小时。进化的结果表明,当

$[h_1, h_2] = [10, 18]$ , 及  $[h'_1, h'_2] = [12, 16]$  时, 网络具有一个较优的特性。所得网络最佳结构与非最佳结构在训练中的误差曲线的对比也显示出具有最佳结构的网络的确具有较好的收敛性态。

2.2 利用遗传算法训练神经网络

在这里, 对标准遗传算法所作的部分变动如下: (1) 将染色体中对优化变量的二值编码方式改为实编码方式。设一个前馈神经网络中依某种次序排列共有  $m$  个权值  $W_i (i = 1, \cdots, m)$  需要优化, 记  $W = (W_1, \cdots, W_i, \cdots, W_m)$ 。采用实编码就是将行向量当作一条染色体, 而其中的每一个实数就是染色体的一个基因位, 这样一个染色体的长度就只有  $m$ 。(2) 遗传算子: 同标准遗传算法一样, 也包括了选择, 杂交和变异 3 个算子。选择算子与标准遗传算法完全相同。而杂交和变异因其染色体表达方式与二值串不同而有所不同。本文针对前馈网训练的杂交和变异算子定义如下:

杂交算子: 设有 2 个父本  $W = (w_1, \cdots, w_i, \cdots, w_m), W' = (w'_1, \cdots, w'_i, \cdots, w'_m)$ 。采用下面方式得到 2 个子个体:  $O = (o_1, \cdots, o_i, \cdots, o_m)$

$$P = (p_1, \cdots, p_i, \cdots, p_m)$$
$$o_i = \begin{cases} w_i & \text{如果随机数为 } 0 \\ w'_i & \text{如果随机数为 } 1 \end{cases}$$
$$p_i = \begin{cases} w'_i & \text{如果随机数为 } 0 \\ w_i & \text{如果随机数为 } 1 \end{cases}$$

其中

变异算子: 本文采用非一致性变异算子 (Non - Uniform Mutation), 设父本  $W = (w_1, \cdots, w_i, \cdots, w_m), w_i$  被选出来作变异, 若权值的变化范围是  $(LD, UD)$ , 则变异结果  $W' = (w_1, \cdots, w'_i, \cdots, w_m)$ , 其中  $w'_i = \begin{cases} w_i + \Delta(t, UD - w_i) \\ w_i - \Delta(t, w_i - LD) \end{cases}$  ( $t$  是群体演化的代数)

这里  $\Delta(t, y)$  是一个在范围  $(0, y)$  内取值的函数, 当  $t$  增加时, 其值趋向于 0。引入这个函数的好处是在演化的初期即  $t$  较小时,  $w_i$  可以在较大的范围内变化, 即搜索空间较大; 而当  $t$  较大时,  $w_i$  的变化范围较小, 有利于提高遗传算法的精度。 $\Delta(t, y)$  的具体形式如下:

$$\Delta(t, y) = y \cdot (1 - r^{\left(1 - \frac{t}{T}\right)^b})$$

(2)

其中  $r$  是  $[0, 1]$  之间的一个随机数,  $T$  是演化的最大代数,  $b$  是一个系数参数, 一般取为 2。

采用上述遗传算法方法对前面所建网络进行训练。我们取种群规模 50, 杂交概率 0.5, 变异概率 0.3。个体的适应值定义为其对应于所有  $k$  个

训练样本的网络总误差:

$$E = \frac{1}{k} \sum_{p=1}^k \sum_{i=1}^m (t_{pi} - o_{pi})^2$$

(3)

用 Matlab 语言编写的程序由所述训练方法对网络进行训练。当种群中最好个体的网络总误差  $E \leq 0.3$  (对应于每个样本  $E_p \leq 0.02$ ) 时, 停止训练。该训练过程在 586PC 机上耗时约 6 小时。

训练后的两个网络模型利用 5 个检验样本进行了检验。以每一个检验样本中的正规化叶片表面速度分布值作为网络输入, 分别预测叶片角和压力面速度分布。所有预测过程仅在少许几秒钟内完成, 并且所有预测误差满足  $E_p \leq 0.04$ 。输入到网络的吸力面速度分布示于图 2, 网络预测所得叶片角分布与压力面速度分布与原样本值对比于图 3 和图 4。其相应的叶片形状示于图 5。图中

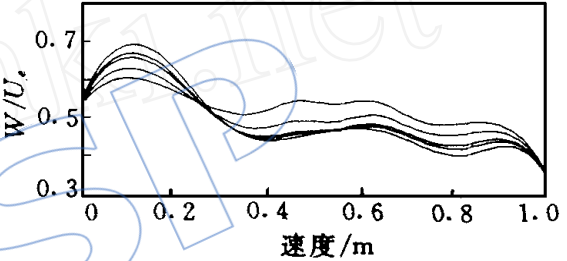


图 2 用于检验神经网络的吸力面速度分布

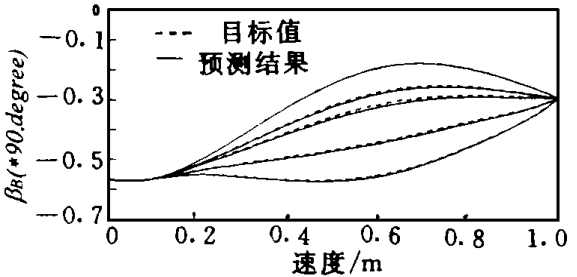


图 3 神经网络预测所得叶片角分布

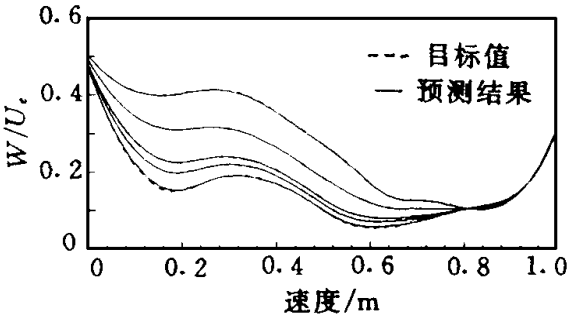


图 4 神经网络预测所得压力面速度分布

$W$  为叶片表面速度,  $U_s$  为扩压器入流速度,  $\beta_s$  为叶片角, 而  $m$  为正规化子午流线截距。由上述图不难看出, 所建前馈神经网络模型在吸力面速度

分布给定时,能准确构造出产生该速度分布的叶片形状和准确预测相应的压力分布。为对比观察遗传算法训练前馈神经网络的收敛特性,将前节进化网络结构中估计适应值时采用BP算法对网络进行训练的收敛历史与遗传算法训练的收敛历史在相同误差估计次数下进行了对比,一个典型的对比结果示于图6。从中可以看出,正如我们所

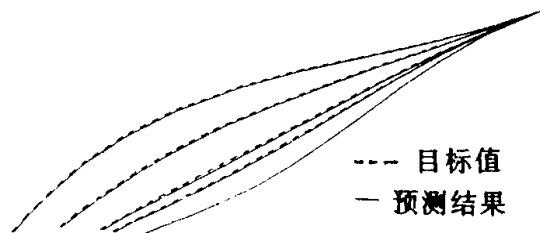


图5 神经网络预测所得叶片形状

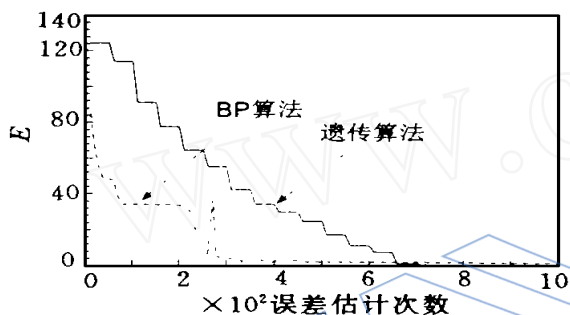


图6 遗传算法与BP算法训练前馈神经网络的收敛历史对比

预料的,BP算法在训练的最初阶段似乎表现出较好的收敛特性,但随着训练继续,便停滞不前。而遗传算法则一直表现出良好的改进趋势。

### 3 结 论

本文提出一个将遗传算法结合到神经网络用于离心压缩机叶轮的叶片逆命题设计的新方法。数值模拟显示所提出的遗传神经网络方法是有效

和可行的:通过有限样本训练,神经网络模型可以求解产生预期表面速度分布的叶片形状。另外,从求解这一具体问题的过程我们还不难观察到这种方法所具有的若干明显特点:(1)快速有效:虽然网络结构的进化和网络的训练需要花费一定的时间,但训练好的网络可快速的求解问题;(2)过程简单:由CFD获取训练样本的过程及网络的结构进化和训练过程都很直接,无须其它附加信息;(3)容易推广:方法虽然是针对二元叶轮提出的,但可以直接推广到三元叶轮。比如适当增加神经元数目,同时利用已有的三元CFD分析方法获取网络所需要的训练样本,就可实现对三元叶轮的逆命题设计。这些特点都是许多现有逆命题方法所没有的。从这个意义上讲,所提出的方法具有潜在的应用价值。

### 参 考 文 献

- 1 樊会元,王尚锦,席光. 扩压器叶片线逆命题设计的一种新方法[J]. 航空动力学报,1999,14(1): 39- 43
- 2 Jansen W, Kirschner A M. Impeller design method for Centrifugal compressor[R]. NASA SP304, 1975
- 3 王尚锦. 离心压缩机三元流动理论及应用[M]. 西安:西安交通大学出版社,1991
- 4 Fan X, Herbert T, Haritonidis J H. Transition Control with Neural Networks[C]. AIAA Paper No. 95- 0674, AIAA 33rd Aerospace Sciences Meeting, January 9- 12, 1995
- 5 Rodi P E. Three- Dimensional Hyperbolic Grid Generation Using Neural Network Controlled Government Equations [C]. AIAA Paper No. 96- 0028, AIAA 34th Aerospace Sciences Meeting, Reno, Nevada, January 15- 18, 1996
- 6 Prasanth R K, Whitaker K W. Neuromorphic Approach to Inverse Problems in Aerodynamics [J]. AIAA Journal, June, 1995, 13(6): 1150- 1152
- 7 Rai M M, Madavan N K. Application of Artificial Neural Networks to the Design of Turbomachinery Airfoils [C]. AIAA Paper No. 98- 1003, AIAA 36th Aerospace Sciences Meeting & Exhibit, Reno, Nevada, January 12- 15, 1998
- 8 潘正君,康立山,陈毓屏. 演化计算[M]. 北京:清华大学出版社,1998

(责任编辑 杨再荣)

## Impeller Inverse Design by Neural Networks Coupled with Genetic Algorithms

Pan Huiyuan, Xi Guang, Wang Shangjin

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

**Abstract:** A study on application of neural networks to solving an inverse design of a centrifugal compressor impeller has been conducted. The feedforward neural networks were established by means of evolving and training with genetic algorithms for a real impeller inverse design, and then used to predict the blade profile when the velocity distribution on its surface is given. Numerical simulation shows that the neural networks can successfully yield the desired blade profile.

**Key words:** neural networks; centrifugal compressors; impellers; design