

文章编号: 1002-8055(2008)11-1953-08

一种小波神经网络与遗传算法结合的 优化方法

王保国¹, 刘淑艳¹, 钱耕¹, 南希², 郭宇航¹

(1. 北京理工大学 宇航科学技术学院, 北京 100081;

(2. 北京航空航天大学 航空科学与工程学院, 北京 100191)

摘 要: 提出一种基于小波神经网络(简称 WNN)与 Pareto 遗传算法相结合的优化方法,并用于内流的数值流场优化计算. 小波神经网络由输入层、隐含层和输出层组成. 在隐含层用 Morlet 小波母函数取代了误差反向传播(BP)神经网络中常用的 Sigmoid 激励函数. Pareto 遗传算法具有很好的全局寻优能力和良好的优化效率,在通常情况下它总可以得到均匀分布的 Pareto 最优解集. 典型算例表明:该算法快速、高效,能高精度的完成非线性函数的逼近与映射,其泛化能力很强.

关 键 词: 小波神经网络; Pareto 遗传算法; 射流元件; 叶轮机械; 优化设计

中图分类号: V231.3

文献标识码: A

Optimization method by combination of wavelet neural networks and genetic algorithm

WANG Baoguo¹, LIU Shuyan¹, QIAN Geng¹, NAN Xi², GUO Yuzhang¹

(1. School of Aerospace Science and Engineering,
Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China;

(2. School of Aeronautic Science and Engineering,
Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100191, China)

Abstract: An optimization method based on the combination of wavelet neural networks (WNN) and Pareto genetic algorithm was proposed, and was applied to the numerical optimization in internal flows. WNN is composed of input layer, hidden layer and output layer. It replaces the commonly used Sigmoid activation function in back propagation (BP) neural networks by Morlet wavelet generating functions in hidden layer. Pareto genetic algorithm has great global optimum ability and optimization efficiency. Generally, it can always gain uniformly distributed Pareto optimal solution set. Typical algorithm examples indicate that this algorithm can complete approaching and mapping of nonlinear function quickly, efficiently and accurately, with great generalization ability.

Key words: wavelet neural networks (WNN); Pareto genetic algorithm;
fluidic element; turbomachine; optimization design

自 1943 年美国心理学家 McCulloch W S 与数学家 Pitts W H 提出人工神经元的 M2P 模

型^[1]以来,人工神经网络的研究已有 60 年的历史,其发展过程曲折起伏. 20 世纪 80 年代神经网

收稿日期: 2008-07-06; 修订日期: 2008-09-01

基金项目: 国家自然科学基金(50376004); 高等学校博士学科点专项基金(20030007028)

作者简介: 王保国(1947-),男,山东临清人,教授、博导,博士,研究领域计算流体力学,气动热力学.

络的研究迎来了新高潮,这里有两个主要标志:一是 1982 年美国加州理工学院物理学家 Hopfield J J 教授提出了 Hopfield 神经网络模型^[2],他将网络作为一个动态系统,引入 Lyapunov 能量函数去训练该系统,给出了网络的稳定性判据;另一个是美国认知心理学家 Rumelhart D E 提出的多层神经网络学习的误差反向传播算法(简称 BP 算法)^[3].在 BP 算法中网络所使用的神经元是可微分的非线性神经元或者 Sigmoid 函数神经元,正因如此,BP 算法很快就在神经网络中占据了主导地位^[4].应该看到,BP 算法的主要缺点是常不收敛或收敛于局部极小,这使得 BP 算法只能解决小规模的问题.为了克服上述缺陷,20 世纪 90 年代以来,神经网络在向纵深发展的同时,也注意了与遗传算法、模糊技术、进化计算等智能方法相结合,本文则着重讨论小波分析理论与神经网络技术间的结合,以及小波神经网络与 Pareto 遗传算法间的结合.

小波分析是近 20 年来迅速发展起来的一门新兴学科,它是由法国数学家 Meyer Y^[5]、信号处理专家 Mallat S^[6]、法国理论物理学家 Grossmann A^[7] 以及比利时籍女数学家 Daubechies I^[8] 等人的奠基性工作而发展与完善的.小波理论是调和分析发展史上里程碑式的进展,是对 Fourier 分析的重要补充和发展.小波神经网络是近年来神经网络研究中的一个新分支,是结合小波变换理论与人工神经网络的思想而设计与构造的一类新的神经网络模型^[9],它结合了小波变换良好的时频局域化性质以及神经网络的自学习功能,所以具有较强的逼近能力与容错能力,具有很好的泛化功能.本文主要以输入层、隐含层和输出层所组成的三层网络模型为例,在隐含层用 Morlet 小波母函数取代了 BP 神经网络中常用的 Sigmoid 激励函数,并以此为基础将小波神经网络(WNN)与 Pareto 遗传算法相结合完成了内流数值优化中的两个算例,表明了该文算法的有效性和可行性.

1 小波神经网络的一种基本结构模型

图 1 给出了本文要讨论的小波神经网络的一种基本结构模型.该模型由输入层、隐含层和输出层所组成.

设网络的输入层与输出层分别有 N_1 与 N_2 个神经元,隐含层有 m 个神经元;令 X 与 Y 分别

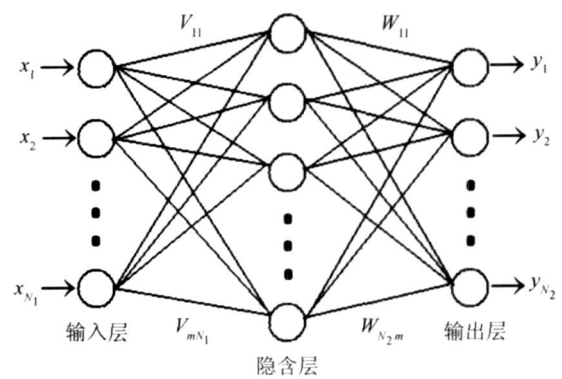


图 1 小波神经网络的一种基本结构
Fig. 1 A basic structure of WNN

表示输入层的输入矢量与输出层的输出矢量,其表达式分别是

$$X = [x_1, x_2, \dots, x_{N_1}]^T \tag{1}$$

$$Y = [y_1, y_2, \dots, y_{N_2}]^T \tag{2}$$

令 V_{ji} 为输入层中第 i 个输入神经元与隐含层中第 j 个神经元间的连接权重, V 为由 V_{ji} 组成的权值矩阵,即

$$V = \begin{bmatrix} V_{11} & V_{12} & \dots & V_{1N_1} \\ V_{21} & V_{22} & \dots & V_{2N_1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ V_{m1} & V_{m2} & \dots & V_{mN_1} \end{bmatrix} \quad S[V_{ji}] \tag{3}$$

令 W_{kj} 为隐含层中第 j 个神经元与输出层中第 k 个神经元间的连接权重, W 为由 W_{kj} 组成的权值矩阵,即

$$W = \begin{bmatrix} W_{11} & W_{12} & \dots & W_{1m} \\ W_{21} & W_{22} & \dots & W_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ W_{N_21} & W_{N_22} & \dots & W_{N_2m} \end{bmatrix} \quad S[W_{kj}] \tag{4}$$

令第 S 个样本的输入矢量为 $X^{(s)}$, 其表达式为

$$X^{(s)} = [x_1^{(s)}, x_2^{(s)}, \dots, x_{N_1}^{(s)}]^T \tag{5}$$

这里 $s = 1, 2, \dots, S$; 于是借助于图 1 所示的网络模型,则相对于第 s 个样本的在输出层第 k 个神经元的输出 $y_k^{(s)}$ 的表达式为

$$y_k^{(s)} = \sum_{j=1}^m [W_{kj} \cdot \gamma_{a_j, b_j}(\xi_j^{(s)})] = \sum_{j=1}^m \left[\frac{W_{kj}}{\sqrt{|a_j|}} \cdot \gamma\left(\frac{\tilde{Z}_j^{(s)}}{\sqrt{|a_j|}}\right) \right] = \sum_{j=1}^m \left[W_{kj} \cdot \frac{1}{\sqrt{|a_j|}} \cdot \gamma\left(\frac{\sum_{i=1}^{N_1} (V_{ji} x_i^{(s)}) - b_j}{a_j}\right) \right] \tag{6}$$

式中 $\&^{(s)}$, $\tilde{Z}_j^{(s)}$, $7_{a_j, b_j}(\&^{(s)})$ 与 $7(\tilde{Z}_j^{(s)})$ 的定义分别为

$$\&^{(s)} = \frac{1}{N_1} \sum_{i=1}^{N_1} (V_{ji} x_i^{(s)}) \quad (7)$$

$$\tilde{Z}_j^{(s)} = \frac{\&^{(s)} - b_j}{a_j} \quad (8)$$

$$7_{a_j, b_j}(\&^{(s)}) = \frac{1}{\sqrt{|a_j|}} 7\left(\frac{\&^{(s)} - b_j}{a_j}\right) = \frac{1}{\sqrt{|a_j|}} 7(\tilde{Z}_j^{(s)}) \quad (9)$$

这里(9)式中 $7(\#)$ 为小波母函数^[10].

2 小波函数的选择

1975 年数学家 Kolmogorov 证明了任意一个定义在 $[0, 1]^n$ 上的连续函数可以用一些一元函数复合表示. Kolmogorov 的工作初步奠定了多层前馈网络映射能力数学证明的理论基础. 1989 年 Funahashi 进一步证明: 三层前向网络具有以任意精度逼近定义在紧支集上的 n 维连续函数的能力^[11]. 对此, 文献[12]做了更进一步的推广与补充. 对于小波神经网络, 文献[13]也给出了这时网络的逼近定理, 它要求网络要接近理想化, 即要求其中的隐层单元数以及隐层单元的阈值都尽量大. 而实际应用时, 这两个数只能为有限值并且其值越小越节省计算时间. 所以尽管理论上对于给定的信号可以构造出小波函数与之最佳匹配, 但由于上述原因, 而在实际中难以应用, 因此在小波分析的实际应用中, 通常是根据实际问题的背景及分析信号的一些特征, 通过经验或实验的方法去确定小波函数的^{[14][15]}. 同样地, 对于小波神经网络构造模型中的小波基函数的选择也需要根据实际情况, 并借助于经验或实验手段去确定. 通常, Morlet 小波多用于图像识别与特征的提取; 高斯一阶导数小波 - $x e^{-x^2/2}$ 多用于函数的估计; Mexican 小帽 (Marr) 小波则多用于系统辨识; Shannon 小波多用于差分方程的求解. 在本文的计算中, 选用了 Morlet 小波, 其表达式为

$$\frac{1}{\sqrt{|a_j|}} 7(\tilde{Z}_j) = [\cos(C\tilde{Z}_j)] \exp\left[-\frac{\tilde{Z}_j^2}{2}\right] \quad (10)$$

3 小波神经网络的能量函数以及网络训练算法

设相对于第 s 个样本的网络目标输出为 $\tilde{y}_k^{(s)}$, 引进小波神经网络的能量函数 E , 其表达

式为

$$E = \frac{1}{2} \sum_{s=1}^S \sum_{k=1}^{N_2} (y_k^{(s)} - \tilde{y}_k^{(s)})^2 = \frac{1}{2} \sum_{s=1}^S \sum_{k=1}^{N_2} (q_k^{(s)})^2 \quad (11)$$

或者用能量函数 E 的平均值 E_{av} 来表示

$$E_{av} = \frac{1}{2S} \sum_{s=1}^S \sum_{k=1}^{N_2} (y_k^{(s)} - \tilde{y}_k^{(s)})^2 = \frac{1}{2S} \sum_{s=1}^S \sum_{k=1}^{N_2} (q_k^{(s)})^2 \quad (12)$$

式中

$$q_k^{(s)} = y_k^{(s)} - \tilde{y}_k^{(s)} \quad (13)$$

于是 $\frac{5E}{5W_{kj}}, \frac{5E}{5V_{ji}}, \frac{5E}{5a_j}, \frac{5E}{5b_j}$ 与 $\frac{d7(\tilde{Z}_j^{(s)})}{dZ_j^{(s)}}$ 的表达式分别为

$$\frac{5E}{5W_{kj}} = \sum_s \sum_k \left\{ q_k^{(s)} E_j \left[\frac{1}{\sqrt{|a_j|}} 7(\tilde{Z}_j) \right] \right\} \quad (14)$$

$$\frac{5E}{5V_{ji}} = \sum_s \sum_k \left\{ q_k^{(s)} E_j \left[\frac{W_{kj}}{\sqrt{|a_j|}^3} \frac{d7(\tilde{Z}_j)}{dZ} E_i x_i^{(s)} \right] \right\} \quad (15)$$

$$\frac{5E}{5a_j} = \sum_s \sum_k \left\{ q_k^{(s)} E_j \left[\frac{W_{kj}}{\sqrt{|a_j|}^3} \left(\frac{1}{2} 7(\&) + \& \frac{d7(\&)}{d\&} \right) \right] \right\} \quad (16)$$

$$\frac{5E}{5b_j} = \sum_s \sum_k \left\{ q_k^{(s)} E_j \left[\frac{W_{kj}}{\sqrt{|a_j|}^3} \frac{d7(\tilde{Z}_j)}{dZ} \right] \right\} \quad (17)$$

$$\frac{d7(\tilde{Z}_j)}{dZ} = -\frac{\sqrt{|a_j|}}{2} \# [\tilde{Z} \cos(C\tilde{Z}) + C \sin(C\tilde{Z})] \exp\left[-\frac{\tilde{Z}^2}{2}\right] \quad (18)$$

注意式(14)~(18)中 $\&$ 代表 $\tilde{Z}_j^{(s)}$.

本文仍采用误差反向传播训练^{[4, 16][17]} 的基本思想去完成 WNN 中小波函数的参数以及网络的连接权重值的调节, 由最速下降法修改小波神经网络各参数, 其表达式为

$$V_{ji}^{(n+1)} = V_{ji}^{(n)} - G \frac{5E}{5V_{ji}^{(n)}} + B S V_{ji}^{(n)} \quad (19)$$

$$W_{kj}^{(n+1)} = W_{kj}^{(n)} - G \frac{5E}{5W_{kj}^{(n)}} + B S W_{kj}^{(n)} \quad (20)$$

$$a_j^{(n+1)} = a_j^{(n)} - G \frac{5E}{5a_j^{(n)}} + B\$ a_j^{(n)} \tag{21}$$

$$b_j^{(n+1)} = b_j^{(n)} - G \frac{5E}{5b_j^{(n)}} + B\$ b_j^{(n)} \tag{22}$$

式中 n 表示网络训练学习过程的迭代次数; E 为能量函数(又称误差平方和函数), 其定义由(11)式给出; G 与 B 分别为学习速率因子与惯性系数; 符号 $\$V_{ji}^{(n)}$, $\$W_{kj}^{(n)}$, $\$a_j^{(n)}$ 与 $\$b_j^{(n)}$ 的定义分别为

$$\$V_{ji}^{(n)} = V_{ji}^{(n)} - V_{ji}^{(n-1)} \tag{23}$$

$$\$W_{kj}^{(n)} = W_{kj}^{(n)} - W_{kj}^{(n-1)} \tag{24}$$

$$\$a_j^{(n)} = a_j^{(n)} - a_j^{(n-1)} \tag{25}$$

$$\$b_j^{(n)} = b_j^{(n)} - b_j^{(n-1)} \tag{26}$$

当误差函数 E 值小于预先给定的误差值时, 则停止小波神经网络的训练学习过程. 一旦网络的训练过程结束, 则网络的连接权重值(即 V_{ji} 与 W_{kj})以及小波函数的参数值(即 a_j 与 b_j)便固定下来, 注意在预测工作过程中它们是固定的.

4 典型算例与分析

这里选取了两个典型算例, 一个是具有双圆弧类叶型的压气机三维叶片的气动数值优化. 另一个是含复杂激波系的某类射流元件的气动数值优化. 前者为叶轮机械三维叶片的优化设计问题, 后者为现代导弹控制技术中常用的一类控制元件的优化问题, 两者都属于内流流场的数值优化设计研究. 在下文两个算例的讨论中, 因篇幅所限, 第一个算例主要以讲清楚数值优化的主要过程以及整体计算的框图为主. 另外, 还特别详细地讨论了 WNN 与 Pareto 遗传算法间的结合, 提出了 Nash2Pareto2WNN 算法, 文中使用这个算法完成了算例. 第二个算例主要讨论在小波神经网络上如何完成网络的训练学习过程. 以及完成预测工作所获得的具体数据. 另外, 还详细讨论了采用均匀实验设计法获得小波神经网络训练用的样本库的过程. 应该指出, Pareto 遗传算法也需要这个样本库.

4.1 一类双圆弧叶型的三维数值优化

如同文献[18]所指出的那样, 为突出本文的重点, 简化叶型参数化时所带来的麻烦, 并考虑到当前跨声速压气机叶型的一些特点, 因此本节仅选取了双圆弧类叶型. 对这类叶型的参数化, 只需要 6 个设计变量, 即叶型的前后缘的半径 r_1 与 r_2 , 叶弦角 C , 弦长 l , 最大相对厚度 d , 以及叶型弯角; ; 数学上可以证明: 对于二维平面叶型, 给

定上述 6 个参数后, 双圆弧类叶型的坐标便能够唯一确定了.

叶片积迭线的参数化, 采用了非均匀有理 3 次 B 样条函数. 应当指出, 在采用 B 样条去描述叶片积迭线的过程中, 积迭线的控制顶点沿叶高方向的分布是可以不均匀的. 在控制顶点的布置上, 通常是靠近叶根与靠近叶顶的区域, 控制顶点分布的比较密集, 而叶中区域则较稀疏. 在本文的计算中, 积迭线选择了 7 个控制顶点.

至此, 三维叶片的构建便由沿叶高分布的 10 个二维叶型截面与沿叶高的一条叶片积迭线所组成. 由此可以看到, 即使对这样的一类较为特殊的叶片, 其设计变量已有 67 个之多. 面对如此多的设计变量所构成的空间, 本文仍采用了 Nash 的系统分解策略, 即将设计变量空间系统分解为两个子系统(又称子空间): 一个对应于二维叶型, 另一个对应于叶片积迭线. 文献[18]的图 2 给出了在多目标优化时, Nash 的系统分解与对子系统进行 Pareto 遗传算法寻优的计算框图; 文献[18]的图 3 与图 4 分别详细的给出了采用 Pareto 遗传算法的基本框图与对系统采用 Nash2Pareto 方法优化时的计算框图.

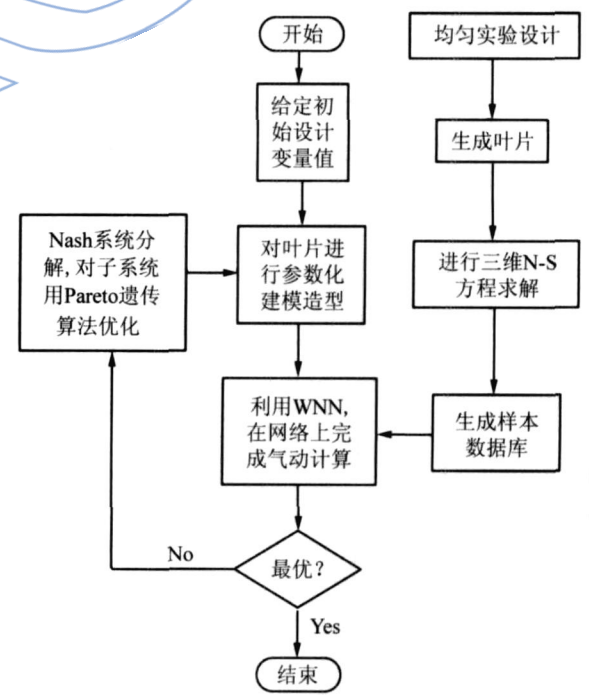


图 2 Nash2Pareto2WNN 算法的总框图
Fig. 2 Road map for Nash2Pareto2WNN algorithm

本文是文献[18]工作的完善与发展, 本算例选用了两个目标函数: 一个是绝热效率 G , 另一个是总压恢复系数; 在本算例的计算中, 只是为了

尽量减少工作量,才给定了各个子目标函数的权重,因此仅在这种情况下才将多目标问题,转化为单目标函数的优化问题去求解.

图 2 给出了本算例采用的 Nash2Paret@WNN 算法的总框图. 与文献[18]不同,这里用小波神经网络(WNN)代替了响应面(Response surface methodology, 简称 RSM).

小波神经网络的训练样本采集是按照如下办法生成的: 首先要借助于均匀试验设计方法,在试验范围内获取一定的代表点,而后再构成相应的三维叶片并完成绕这些叶片的三维流场计算,由此便生成了样本数据库. 作为一个初步结果,这里仅考虑 25 个设计变量时均匀试验设计表头的安排. 这 25 个设计变量是由 3 个叶高(即沿叶高 10%, 50%, 与 90% 处的)截面(共有 3@6 个设计变量)和一条叶片积迭线(含 7 个设计变量)的参数化变量所构成.

本算例小波神经网络的结构设计为 25@7@2, 即输入层有 25 个神经元, 隐含层有 7 个神经元, 输出层的神经元有 2 个, 训练网络时, 学习速率因子 G 取为 0.2, 动量因子(又称惯性系数) B 取为 0.3, 目标误差取为 0.001, 实际网络训练表明: 当训练步数为 16 000 时达到了目标要求的允差; 这里需要指出网络一旦训练好后, 则网络的参数 V_{ji} , W_{kj} , a_j , 与 b_j 便固定下来, 在以后进行网络预测工作的过程中这些参数是固定不变的.

最后讨论一下流场的计算. 这里绕叶片三维流场计算的进口条件选用了原西德宇航院(DFV2 LR)单级压气机转子进口的条件, 即转子总压比为 1.51, 转速 20 260 r/min, 质量流量 17.3 kg/s, 有 28 个叶片, 轮毂比为 0.5, 叶片前缘顶部直径为 339 mm, 叶尖相对马赫数在 1.4 左右, 并且该转子有详细的实验数据^[19]. 三维流场的计算, 选取了叶轮机械中常用的相对旋转坐标系, 数值求解的程序是我们多年来不断完善与发展的以有限体积法为主的三维 N2S 方程高分辨率数值格式^[20②3]的源程序, 本文使用这个程序完成了三维流场的气动计算. 这里因篇幅所限, 流场数值优化过程中的详细数值结果不再给出, 有关结果将另文发表.

4.2 含复杂激波系的射流元件内流场计算以及数值优化分析

在现代导弹控制系统中, 超声速射流元件是常用的控制系统执行元件之一, 其结构示意图如图 3(a) 所示. 该元件的主要工作原理是: 主射流

自入口进入, 通过喉部及扩张段加速为超声速流; 而后在左(或者右)控制口射流的作用下, 使出口气流由右(或者左)输出口喷出, 以控制推力矢量方向和大小的变化. 因此射流元件的内流场含复杂的激波系和涡系, 存在着激波与边界层的干扰, 存在着在左、右控制口作用下入射激波的往右与往左壁面方向的切换问题. 所有这些都影响着导弹飞行的控制以及姿态的变化.

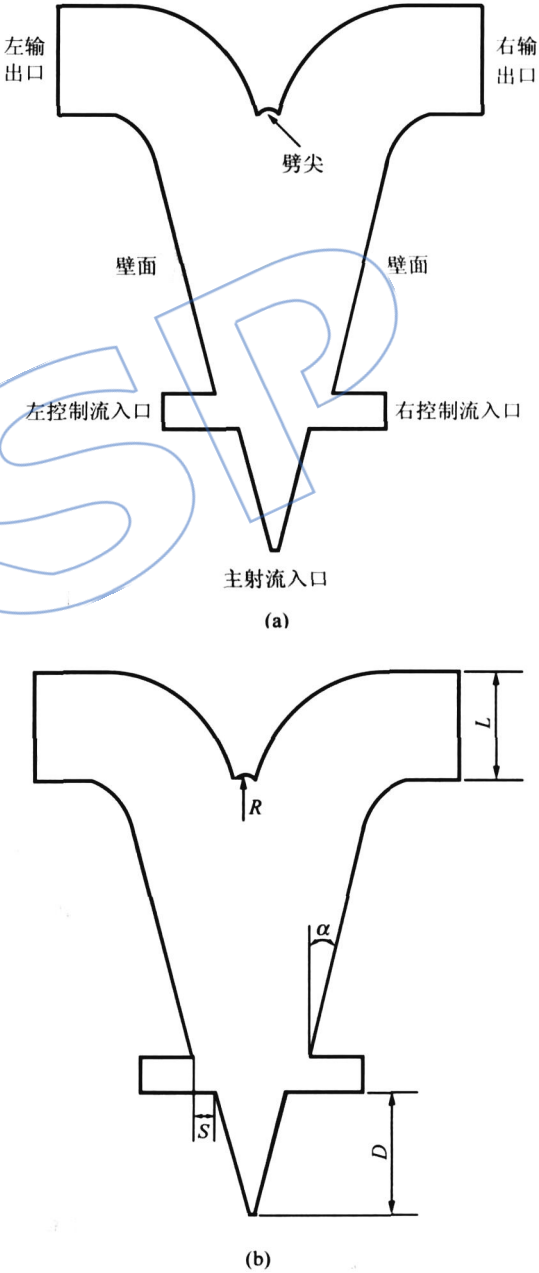


图 3 超声速射流元件结构示意图

Fig. 3 Structure of supersonic fluidic elements

影响超声速射流元件性能的结构参数主要有 5 个^[24②5], 如图 3(b) 所示, 它们分别是控制口距离喉部的距离 D , 位差 S , 附壁张角 A , 劈尖处半径

R 以及出口通道宽度 L, 对于这 5 个参数, 这里采用正交试验表 $L_8(4^1 @ 2^4)$ 来安排这里的试验方案, 以便为小波神经网络的训练学习准备样本库. 在设计 $L_8(4^1 @ 2^4)$ 正交表头时采用了参数 / D0 划分为 4 个水平, 其值为 0. 016, 0. 026, 0. 036 和 0. 046 m; 参数/ R, L, S, A0 划分为两个水平, 它们的取值分别为 0. 004, 0. 008; 0. 015 5, 0. 019 5; 0. 003, 0. 005 m; 12. 5b, 14. 5b.

表 1 给出了本算例 $L_8(4^1 @ 2^4)$ 的具体试验安排, 表中数字 1, 2, 3, 4 分别表示所在列的因素在所在行的对应试验中所选取的水平数, 例如表 1 中第 3 列第 8 行所对应的 1 是表示在进行第 8 个试验时输出通道宽度 L 的值选取第 1 水平, 即取值为 0. 015 5 m; 显然, 由表 1 所安排的 8 个试验的数据便可得到 8 个相应的超声速射流元件, 于是便可以利用文献[2021]所提供的程序完成流场 N2S 方程的计算, 得到表 2 所示的相关合推力与压力差.

小波神经网络采用了 5 @4 @2 的结构, 即输入层 5 个神经元, 隐含层 4 个神经元, 输出层的神经元数为 2; 利用表 1 所列的 8 个试验所对应的各因素的取值以及表 2 所给出的计算结果便构成了小波神经网络训练时所需要的样本库, 这里网络的两个输出量选用的是: 一个压力差, 另一个是合推力. 小波神经网络的实际训练学习表明: 当目标误差取为 0. 01 时, 仅需要 1366 个训练步数便达到了所要求的允差. 网络训练结束后, 这时网络的所有参数便固定下来, 在下面小波神经网络的预测工作中这些参数是不变的.

表 1 本算例的试验方案表
Table 1 Experiment scheme of the algorithm

试验号	D	R	L	S	A
A	1	1	1	1	1
B	1	2	2	2	2
C	2	1	1	2	2
D	2	2	2	1	1
E	3	1	2	1	2
F	3	2	1	2	1
G	4	1	2	2	1
H	4	2	1	1	2

上面获得的样本库除了为小波神经网络的训练准备样本之外, 它的另外一个用途就是为执行 Pareto 遗传算法提供样本. 正如文献[18]所指出的: 多目标优化问题得到的是一个 Pareto 最优解集, 这种算法的详细框图已由文献[18]中的图 3 给出. 因篇幅所限, 本文对于这种遗传算法不做更深入的讨论.

借助于上面遗传算法所获得的 Pareto 最优解集便得到新一轮迭代中超声速射流元件的结构参数, 并以此作为小波神经网络的输入量, 便可利用 WNN 进行预测工作. 表 3 仅给出了优化后小波神经网络得到的一个预测结果, 这时小波神经网络的输入参数是: D= 0. 026 m, R= 0. 008 m,

表 2 由流场计算出的推力与压差值
Table 2 Thrust and pressure difference calculated by flow field

试验号	主射流左侧压力 p_1 / Pa	主射流右侧压力 p_2 / Pa	压力差 ($S p =$ $p_1 - p_2) / \text{Pa}$	左输出口 x 方向 推力值 f_l / N	右输出口 x 方向 推力值 f_r / N	合推力 F / N
A	136 325	119 693	16 632	- 65. 9	5 477. 4	5 411. 5
B	155 484	131 223	24 261	- 5. 7	4 224. 6	4 218. 9
C	147 018	119 447	27 571	- 318. 7	3 614. 2	3 295. 5
D	142 375	118 726	23 649	- 71. 6	5 327. 4	5 255. 8
E	145 663	134 587	11 076	- 205. 1	1 487. 9	1 282. 8
F	159 720	123 171	36 549	- 128. 3	3 347. 3	3 219. 0
G	142 489	115 257	27 232	- 283. 4	5 198. 8	4 915. 4
H	126 297	115 273	11 024	- 1 838. 8	2 860. 1	1 021. 3

$L=0.0195\text{ m}$, $S=0.005\text{ m}$, $A=12.5\text{ b}$; 利用这组数据借助于文献[20221]中的程序, 对相应的超声速射流元件的流场进行 N2S 方程的数值计算, 并将得到的压力差与合推力值列于表 3. 显然, 小波神经网络的预测值与流场计算值十分吻合, 令人满意. 图 4 给出了这时超声速射流元件流场计算所得到的密度等值线分布图.

表 3 WNN 预测与流场计算的比较
Table 3 Comparison between WNN prediction and flow computations

	压力差/ Pa	合推力/ N
WNN 预测值	33 409	5 708. 4
流场计算值	33 393	5 706. 7

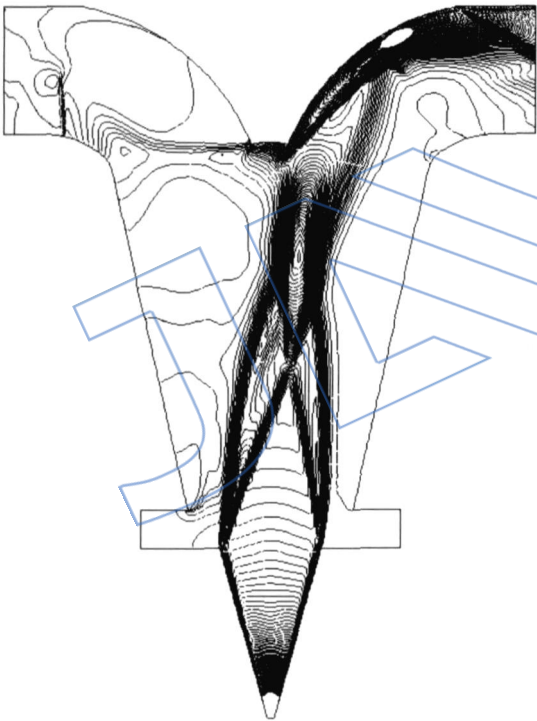


图 4 超声速射流元件流场的密度等值线分布
Fig. 4 Distribution of density equality line of supersonic fluidic elements

从图中可以清楚的看出这时流场的复杂的激波与涡系结构, 这对深刻认识这类射流元件的控制机理是十分有益的.

5 结 论

1) 文中给出了小波神经网络一种基本结构模型下训练学习过程的一组数学表达式, 利用这

组表达式可以方便确定出这类小波神经网络在训练与预测时的结构参数.

2) 提出了一类新的优化算法, 即 Nash2Pareto2WNN 算法, 它不同于文献[18]所提出的 Nash2Pareto2RS 算法. 小波神经网络与响应面方法相比, 它具有很好的自学习功能和容错能力, 能够高精度的完成非线性函数的逼近与映射, 而且其泛化能力很强.

3) 内流的两个典型算例初步表明: 本文提出的这种将小波神经网络与 Pareto 遗传算法相结合的优化方法是可行的, 有效的.

小波神经网络是一类新的神经网络模型. 由于在网络的隐含层中用小波函数取代了 Sigmoid 激励函数, 而使网络的非线性映射能力以及网络的泛化功能更强. 另外, 我们还将小波神经网络成功地用于人2机2环系统中的安全评价, 并且已经取得了令人满意的计算结果^[26].

参考文献:

[1] McCulloch W, Pitts W. A logical calculus of the ideas im2manent in nervous activity [J]. Bulletin of Mathematical Biophysics, 1943, 5: 112133.

[2] Hopfield J J. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities [J]. Proceed2ings of the National Academy of Sciences, 1982, 79: 25522558.

[3] Rumelhart DE, Hinton GE, Williams R J. Learning rep2resentations by back2propagation errors [J]. Nature, 1986, 323: 5332536.

[4] Haykin S. Neural networks: A comprehensive foundation [M]. 2nd. Trenton: Prentice Hall, 1998.

[5] Meyer Y. Wavelets and operators[M]. Cambridge Studies in Advanced Mathematics 37, New York: Cambridge Un2iversity Press, 1992.

[6] Mallat S G. Multiresolution approximations and wavelet orthonormal bases of $L^2\left(\mathbb{R}\right)$ [J]. Trans. Amer. Math. Soc., 1989, 315: 6287.

[7] Grossmann A, Morlet J. Decomposition of Hardy fun2ctions into square integrable wavelets of constant shape[J]. SIAM J. Math. Anal., 1984, 15: 722736.

[8] Daubechies I. Orthonormal bases of compactly supported wavelets[M]. Comm. Pure Appl. Math., 1998, 41: 902996.

[9] Zhang Q, Benveniste A. Wavelet network[J]. IEEE Trans. on Neural Networks, 1992, 3(6): 882898.

[10] Daubechies I. Ten lectures on wavelets[M]. Philadelphia, PA: Society for Industrial and Applied Mathematics, 1992.

[11] Funahashi K I. Approximate realization of continuous map2pings by neural networks[J]. Neural Networks, 1989, 2: 182192.

- [12] Kreinovich V Y. Arbitrary nonlinearity is sufficient to represent all functions by neural networks: A theorem[J]. *Neural Networks*, 1991, 4: 381.
- [13] Zhang J, Walter G G, Miao Y, et al. Wavelet neural networks for function learning[J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 1995, 43(6): 1482-1497.
- [14] Mallat S G. A wavelet tour of signal processing[M]. New York: Academic Press, 1998.
- [15] Tewfik A H, Sinha D, Jorgensen P. On the optimal choice of a wavelet for signal representation[J]. *IEEE Trans. Inform. Theory*, 1992, 38(2): 742-765.
- [16] Freeman J. Simulating neural networks with mathematics[M]. Reading, MA: Addison-Wesley, 1994.
- [17] Hertz J, Krogh A, Palmer R. Introduction to the theory of neural computation[M]. Reading, MA: Addison-Wesley, 1991.
- [18] 王保国, 刘淑艳, 李翔, 等. 基于 Nash-Pareto 策略的两种改进算法及其应用[J]. *航空动力学报*, 2008, 23(2): 374-382.
WANG Baoguo, LIU Shuyan, LI Xiang, et al. Two improved algorithms based on Nash-Pareto strategy and their applications[J]. *Journal of Aerospace Power*, 2008, 23(2): 374-382. (in Chinese)
- [19] Dunker R J, Strinning P E, Weyer H B. Experimental study of the flow field within a transonic axial compressor rotor by laser velocimetry and comparison with trough flow calculations[R]. *ASME Paper 72-GT-228*, 1977.
- [20] 王保国, 卞荫贵. 关于三维 Navier-Stokes 方程的粘性项计算[J]. *空气动力学报*, 1994, 12(4): 372-382.
WANG Baoguo, BIAN Yingui. On numerical computation of viscous terms for 3D Navier-Stokes equations[J]. *Acta Aerodynamica Sinica*, 1994, 12(4): 372-382. (in Chinese)
- [21] WANG Baoguo, BIAN Yingui. An L2 TVD finite volume scheme for solving 2D Reynolds averaged Navier-Stokes equations of high speed inlet flows[R]. Hong Kong: First Asian Computational Fluid Dynamics Conference, 1995, 3: 1052-1060.
- [22] 王保国, 李荣先, 马智明, 等. 非结构网格下含冷却孔的涡轮转子三维流场计算[J]. *航空动力学报*, 2001, 16(3): 224-231.
WANG Baoguo, LI Rongxian, MA Zhimin, et al. Calculation of turbulent flow over three-dimensional turbine rotor blade rows with film cooling on unstructured grids[J]. *Journal of Aerospace Power*, 2001, 16(3): 224-231. (in Chinese)
- [23] 王保国, 刘淑艳, 黄伟光. 气体动力学[M]. 北京: 北京理工大学、北京航空航天大学、西北工业大学、哈尔滨工程大学、哈尔滨工业大学五校出版社, 2005.
WANG Baoguo, LIU Shuyan, HUANG Weiguang. *Air dynamics* [M]. Beijing: Beijing Institute of Technology Press, Beijing University of Aeronautics and Astronautics Press, Northwestern Polytechnical University Press, Harbin Engineering University, Harbin Institute of Technology Press, 2005. (in Chinese)
- [24] 张峰. 含复杂激波系的射流元件的性能分析及优化研究[D]. 北京: 北京理工大学, 2006.
ZHANG Feng. Analysis of capability and optimization of jet element with complicated shock[D]. Beijing: Beijing Institute of Technology, 2006. (in Chinese)
- [25] 梅文晓. 基于响应面的优化方法研究及其在内外流动中的应用[D]. 北京: 北京理工大学, 2007.
MEI Wenxiao. Optimization methodology based on response surface and its application to the internal and external flow field[D]. Beijing: Beijing Institute of Technology, 2007. (in Chinese)
- [26] 郭宇航. 小波神经网络在人机环境系统安全评价中的应用[D]. 北京: 北京理工大学, 2008.
GUO Yuhang. Application of wavelet neural networks to the safety appraisal of man-machine environment system [D]. Beijing: Beijing Institute of Technology, 2008. (in Chinese)