

基于神经网络技术的乘波体优化设计¹⁾

张锋涛* 崔凯^{*,**} 杨国伟* 崔媛媛[†]

* (中国科学院力学研究所高温气体动力学重点实验室, 北京 100190)

** (大连理工大学工业装备结构分析国家重点实验室, 大连 116023)

[†] (清华大学生物医学工程系, 北京 100084)

摘要 乘波体是高超声速飞行器的主要组成部分, 也是飞行器产生升力的主要部分. 针对基于计算流体动力学 (CFD) 分析的乘波体优化设计问题, 引入人工神经网络响应面方法. 选取一定数量的乘波体外形, 进行气动性能分析后, 利用乘波体的外形控制参数和气动参数做为训练样本对乘波体进行训练. 利用这些训练样本对神经网络进行训练. 在优化计算中以充分训练的神经网络替代 CFD 分析, 发展了一种基于神经网络技术的乘波体优化设计方法. 利用该方法在马赫数 6、雷诺数 7×10^6 条件下, 分别对乘波体进行了最大升阻比的单目标和综合考虑升阻比、容积及表面积的多目标优化. 计算结果表明, 采用神经网络响应面技术可在保证计算稳定性的条件下有效提高计算效率.

关键词 高超声速, 乘波体, 计算流体动力学, 人工神经网络, 响应面法, 优化设计

中图分类号: O354.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 0459-1879(2009)03-0418-07

引 言

当飞行器以 5 马赫或更高速度进入高超声速飞行状态时, 其所承受的波阻和摩阻急剧增大, 采用常规飞行器构型将面临所谓的“升阻比屏障”^[1]. 采用乘波飞行器布局方案可有效改善这一问题, 这种构型方案高度一体化, 一般由前体、发动机和后体 3 部分组成, 其中前体采用乘波体的构型方式^[2], 是飞行器产生升力的主要部分. 在给定的高超声速飞行条件下 (给定马赫数、攻角、飞行高度等), 采用这种构型在飞行时产生的弓形激波完全附着于飞行器的外沿, 上下表面几乎没有流动泄露, 这样, 激波后的高压区基本被包裹于飞行器的下半部分, 使飞行器获得大升阻比. 这种构型在飞行时好像乘在激波之上, 因此称之为“乘波体 (waverider)”.

乘波体的设计主要包括基于已知流场的方法和密切锥法两类. 对于基于已知流场设计方法, 在给定基本几何体和飞行状态等条件下, 乘波体外形完全依赖于前缘曲线的选取. 此时合理选择乘波体外形从而保证其具有较佳的气动性能, 即乘波体的气动外形优化设计问题变得十分关键. 自 20 世纪 80 年代以来, 该问题就得到了相关学者的关注. Kim

等^[3,4] 基于高超声速小扰动理论, 在不考虑黏性的条件下对圆 / 椭圆锥生成的乘波体进行了优化, 由于忽略了摩阻, 导致优化设计的结果并不理想. 20 世纪 80 年代, Bowcutt^[5] 和 Corda^[6] 在考虑摩阻的条件下, 分别对依据圆锥流场和幂次律旋转体流场生成的基本乘波体进行了优化, 突破了“升阻比屏障”, 得到了一系列黏性优化乘波体. 由于当时计算流体力学技术和计算机硬件发展有限, 在上述工作中, 乘波体的波阻直接从源流场获得, 摩阻基于工程化的参考温度法计算.

近年来, 有关高超声速飞行器的研究再一次成为国内外研究的热点领域, 在国内外的相关研究中, 如美国的 NASP, Hyper-X 计划等, 均把基于高精度气动性能分析的构型优化设计作为必须突破的关键问题之一. 参考温度法等工程估算方法具有运算简单、计算速度快等优点, 但很难精确分析复杂外形的气动性能, 同时也不能计算飞行器各部分间的耦合效应. 相比之下, 采用计算流体动力学 (CFD) 分析的计算结果相对比较准确. 正因如此, 近年来, Bowcutt^[7] 和 Tsuchiya 等^[8] 均提出基于高精度 CFD 分析的气动性能优化设计应成为未来的主要研究方向.

2008-07-07 收到第 1 稿, 2009-02-13 收到修改稿.

1) 国家自然科学基金 (10502053, 10621202) 和大连理工大学工业装备结构分析国家重点实验室开放基金资助项目.

2) E-mail: kcui@imech.ac.cn

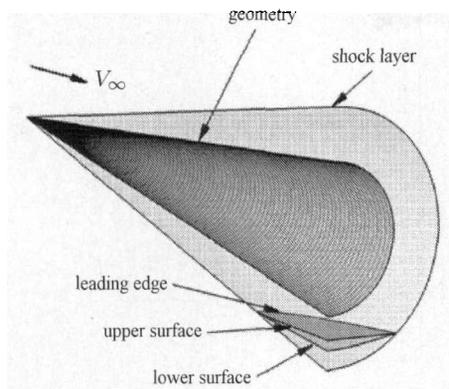


图 1 乘波体外形设计图示

Fig.1 Sketch of waverider design

众所周知, 尽管目前计算格式和计算机硬件已有较大发展, 但 CFD 分析仍是一个比较耗时的过程. 由于优化设计需反复调用 CFD 分析模块, 计算量非常大. 此外, 优化过程中随着飞行器外形的改变, 计算网格也要进行相应调整, 如果外形变化较大, 很有可能使网格变形过大而出现畸形, 并进一步导致优化计算发散. 采用响应面方法, 特别是人工神经网络技术^[9,10], 人为给定若干种外形并计算其气动性能, 利用这些结果对神经网络进行训练, 在优化过程中利用训练好的神经网络替代 CFD 分析, 可以有效地改善以上问题. 近年来, 该思路已被引入气动外形优化设计领域^[11~13]. 美国 NASA Ames 研究中心、Glenn 研究中心、加拿大科学院空气动力学研究所等许多机构分别将人工神经网络引入发动机叶片翼型优化、跨音速飞行器外形优化及缩减 CFD 计算消耗等问题. 本文尝试将此方法引入到乘波体的优化设计, 进行了单目标 (升阻比) 和多目标 (升阻比、表面积、体积) 优化, 取得了很好的效果.

1 乘波体生成及参数化

乘波体基本外形的设计采用自行发展的基于任意锥体流场 CFD 分析的乘波体设计方法^[14], 主要步骤简述如下 (如图 1 所示): 首先给定基本锥体形状, 采用结构化网格和有限体积法, 通过求解无黏 Euler 方程获得其流场, 在流场分析的同时结合使用自适应网格技术和曲线拟合技术准确捕捉激波面. 其次给定前缘曲线并从前缘曲线出发沿流动方向追踪流线生成乘波体的下表面, 最后设计乘波体的上表面, 本文的乘波体上表面设计均采用自由来流面来设计.

获得基本流场后, 前缘曲线可唯一地定义乘波体外形. 乘波体的优化实际是对前缘曲线形状的合

理选择, 因此需对其参数化表达. 尽管前缘曲线是一条空间三维曲线, 但因其落于激波面上, 所以只需给定其在某个平面内的二维投影, 再通过与激波面方程联立求解即可. 本文给定其在 YZ 平面内的投影定义前缘曲线, 并使用 4 个控制点的 B 样条曲线对前缘线进行参数化, 其中左右两端的控制点分别落于对称面和激波面上, 分别只需 1 个坐标就可表达, 中间两个点分别使用 2 个坐标值表达, 因此使用 6 个参数即可表达前缘曲线及相应的乘波体外形.

生成乘波体的气动性能通过课题组所发展的三维薄层雷诺平均 Navier-Stokes 方程程序计算. 使用的三维薄层 NS 程序采用了包含子迭代的 LU-SGS 隐式时间推进方法和改进的 HLLW 空间离散格式. 子迭代可以消除由于方程线性化, 滞迟边界条件等带来的误差, 使计算更加稳定. 改进的 HLLW 格式在等熵流动区域, 格式自动恢复到迎风差分 Roe 通量分裂格式, 在熵跳跃大的流动区域, 格式变为标准的 HLL 格式. 这样既可克服 Roe 格式模拟激波流动产生的非物理振荡现象, 也可克服 HLL 格式在连续流动区域表现出的较强的格式黏性. 提高流场整体计算精度. 此外, 程序中黏性项用中心差分离散, 湍流模拟采用涡黏性 B-L 代数模型.

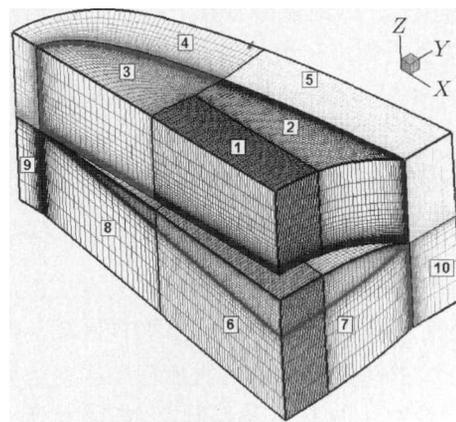


图 2 乘波体的计算网格示意

Fig.2 Grid structure for waverider's CFD analysis

计算网格采用 H 型多块网格结构, 整个计算域共分为 10 块网格, 网格在壁面和激波层附近都进行了加密, 以使计算结果更加准确. 计算网格如图 2 所示.

2 神经网络的构成和训练

人工神经网络 (ANN) 是模拟生理学上真实人

神经网络的结构和功能,由大量人工神经元经广泛互连组成的复杂系统.合理搭建的 ANN 经过适当训练后,可以模拟大多数复杂的非线性映射系统.神经网络依据其组成和训练方法可分为若干类别,本文所使用的网络类型为多层前馈型,训练方法为误差方向传播(BP)方法,简称 BP 网络.这是目前相对发展最为成熟、应用最多的一种网络. BP 学习算法的基本原理是梯度优化方法,其中心思想为采用梯度型优化技术调整权值,使网络实际输出值和期望输出值间的均方差最小.

BP 算法的学习过程分为两个阶段:第 1 阶段(正向传播过程),给出输入信息通过输入层经隐含层逐层处理并计算每个单元的实际输出值,每一层神经元的状态只影响下一层神经元的状态.第 2 阶段(反向过程),如果在输出层不能得到期望输出值,则逐层递归地计算实际输出与期望输出值之差值(即误差),将误差信号沿原来的连接通道返回,通过修改各层神经元的权值,使误差信号最小.

本文所搭建的网络结构共 3 层,包含 1 个输入层、1 个隐含层和 1 个输出层.如前所述,前缘曲线经参数化后可以使用 6 个变量表达,因此实际构建的神经网络输入节点个数为 6,输出节点个数与优化目标相关,本文中,仅使用 ANN 替代 CFD 分析获得升阻比,因此输出节点个数为 1.隐含层节点个数的选择原则为在满足误差要求的条件下使用最少个数的节点,实际中所使用的方法为把隐含层的节点数从某一给定值起始逐步增大,选择样本对网络进行训练,检查其是否可以满足误差要求.经大量数值试验后,最终确定隐含层节点个数为 13 个.

选择训练样本时,根据对称性只考虑激波面在 YZ 平面上投影的 1/4 区域.将取样区域离散成一些分布较为均匀的点阵,每次依顺序从中选择 4 个点作为前缘曲线的 B 样条控制点(如图 3 所示).具体做法为对每个点进行编号,随机生成 $n \times 4$ 维的整数数组(表示有 n 种可能取样的方式),每一行分别表示每次取样所需要的 4 个控制点的编号.为避免由于控制点坐标的随机选择导致的乘波体上下表面交错或乘波体扭曲等不合理现象,产生随机数组时需进行相应限制,以尽量避免不合理现象的产生.同时,为了让所取到的样本基本上可以覆盖到整个取样区域,对随机数组的每一行进行搜索,使得中轴线上点的每个编号至少取到 m 次或者根据随机数组的维数给出一个比率 η ,这些都依据经验给定.

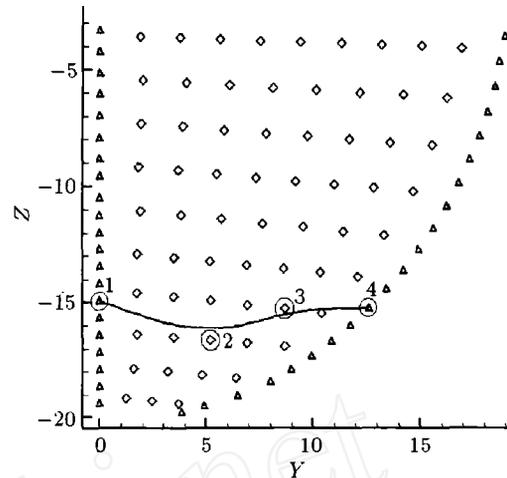


图 3 样本取样示意图

Fig.3 Samples selection for ANN training

实际中共使用了 61 个训练样本.该网络模型训练时的误差收敛曲线如图 4 所示.在网络训练中会出现过渡拟合问题,即训练误差(图 4 中的 train 曲线)随着训练周期的增加而减小,而网络模型的泛化能力很差,不能正确模拟真实的规律.针对这个问题,在神经网络训练时引入检验样本,训练同时计算检验样本的误差值(即图 4 中的 validation 曲线),当检验样本的误差值升高的时候,即停止网络的训练,实际中取得了很好的效果.

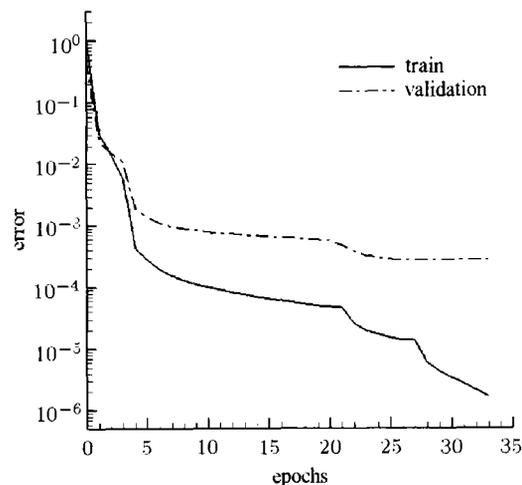


图 4 误差曲线示意图

Fig.4 Error convergence curve of ANN training

网络训练结束后,我们选择了额外的 9 组计算数据作为测试样本.通过比较测试样本输出值和神经网络输出值之间的误差大小,可以判断模型是否有效地逼近样本所蕴含的规律.9 组样本输出目标(升阻比)的计算值和网络输出值如图 5 所示,其中 CFD 为计算值,ANN 为网络输出值.计算值和网络输出值的相对误差见表 1.由表 1 可知,测试样本

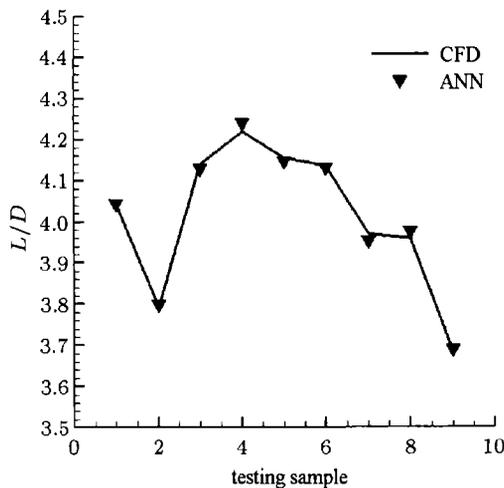


图 5 升阻比的计算值与网络输出值比较

Fig.5 Comparison between the CFD and the ANN simulation of the L/D

表 1 9 个测试样本的相对误差 (%)

Table 1 Relative errors of nine test samples

Sample	1	2	3	4	5	6	7	8	9
ϵ	0.04	0.13	0.30	0.51	0.17	0.10	0.44	0.46	0.16

的最大相对误差为 0.51%，因此该网络可很好地模拟实际计算。

3 优化算例

基于上述训练成功的人工神经网络，分别进行了乘波体的单目标和多目标优化计算，计算中，乘波体的气动性能分析使用神经网络完成，优化算法使用序列二次规划方法 (SQP) [15]。获得优化外形后，仍采用 CFD 对其进行气动性能分析，并通过比较网络输出和 CFD 输出的误差来判定基于神经网络响应面优化计算的可靠性。在以下两个算例中，乘波体飞行马赫数均为 6，飞行攻角为 0° ，雷诺数为 7×10^6 。

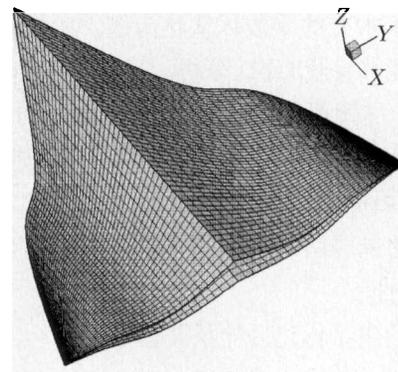
算例 1 最大升阻比 (L/D) 优化

目标函数表达为如下的最优化问题标准形式

$$\min y = -(L/D)$$

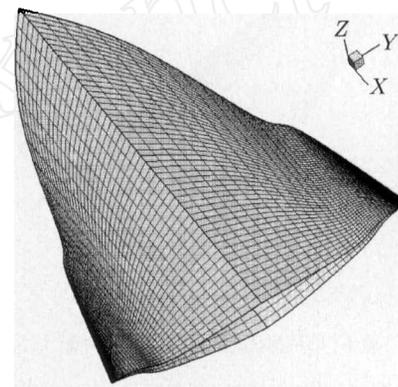
为更好地测试本文的优化设计方法，选取了两种不同的初始乘波体外形，其形状如图 6 所示。两种外形的目标函数随优化迭代次数的变化如图 7 所示。

从图 7 中可以看出，从两个不同的初始外形开始，经优化后得到了相同的最优解（对应升阻比分别提高 6.8% 和 9.5%），说明了优化计算的有效性。对



(a) 外形 1

(a) Case 1



(b) 外形 2

(b) Case 2

图 6 两种初始乘波体外形

Fig.6 Initial waverider's shapes for optimization

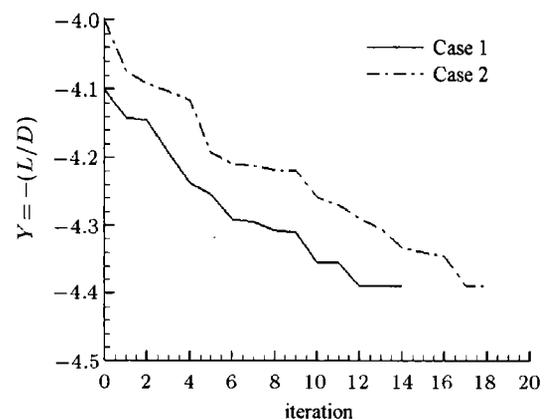


图 7 目标函数数值变化曲线

Fig.7 The objective variation during optimization iteration

于外形 1(图 7 中的 Case1 曲线), 优化过程总共迭代 14 次, 调用 ANN 模型 105 次 (包括梯度计算和优化子迭代都需分别进行气动性能分析)。对于外形 2(图 7 中的 Case2 曲线), 优化过程总共迭代 18 次, 调用 CFD 分析次数 133 次。该最优解所对应的 ANN 模型输出值为 4.3895, 对此外形进行 CFD 分析后, 计算所得升阻比为 4.3664, 二者的相对误差仅为 0.53%。

这说明对于本文的乘波体优化问题, 所搭建的神经网络模型能够替代 CFD 分析, 同时, 从不同的初始外形出发, 尽管调用的 CFD 分析次数不同, 但实际真正需要 CFD 分析的时间仅为网络训练所需的 61 次 CFD 分析时间 (如果加上 9 组测试样本共 70 次). 可见, 采用神经网络响应面方法可以在相当程度上减少计算时间.

图 8 给出了优化后的乘波体外形.

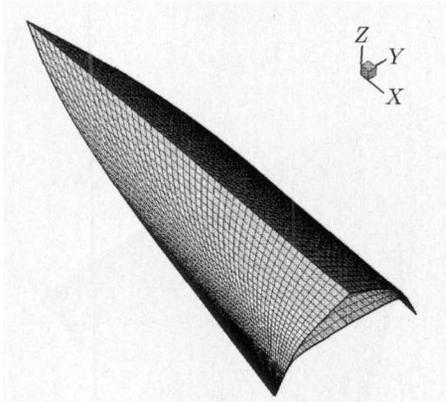


图 8 单目标优化的乘波体三维外形

Fig.8 Single objective optimized waverider

算例 2 考虑体积、表面积和升阻比的多目标优化

多目标优化以提高升阻比和体积、同时减小飞行器的表面积为目标, 其意义为改善飞行器的气动性能和容积并尽量减小湿润面积. 计算过程中, 乘波体的升阻比计算采用 ANN 模型, 体积和表面积通过直接积分获得, 几乎不消耗计算时间.

从样本空间来看, 体积 V 是 10 的 -3 次量级, 表面积 A 是 10 的 -1 次量级, 升阻比是 10 的 0 次方量级, 本算例目标函数如下给出, 以保证 3 个目标的量级相同.

$$y = -V \times 10^3 + A \times 10 - (L/D)$$

在样本空间中任选一样本点作为初始值, 优化过程总共迭代 20 次, 调用 ANN 模型 303 次. 显然, 采用 ANN 响应面方法在计算效率上的优势更加明显. 优化前后各参数值如表 2 所示.

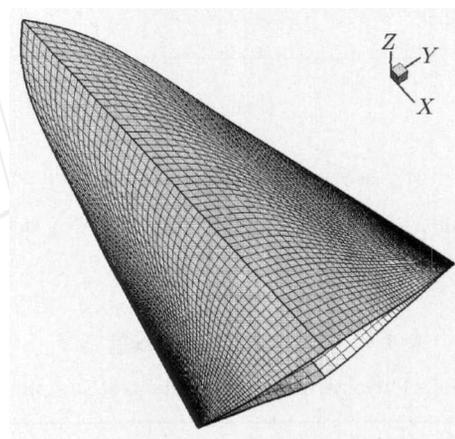
表 2 多目标优化前后参数对比

Table 2 Comparison between initial and optimum parameters of multi-objective optimization

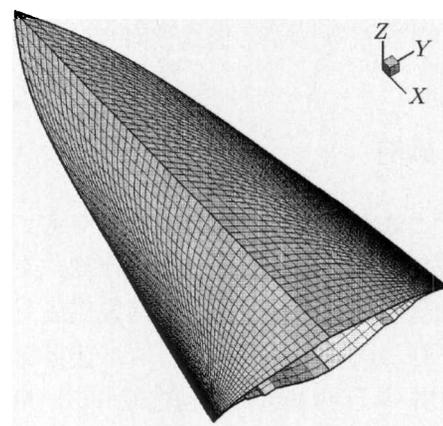
	L/D	V	A	y
initial value	3.9928	3.004×10^{-3}	3.954×10^{-1}	-3.0428
optimized value	4.0925	2.763×10^{-3}	3.420×10^{-1}	-3.4355

为验证神经网络模型的精确性, 仍对优化外形进行了 CFD 分析, 其升阻比为 4.1317, 与 ANN 模型输出结果相差为 0.96%, 因此 ANN 模型仍可较好地替代 CFD 分析. 对比于单目标优化, 多目标优化的目标函数减小 12.9%, 其中升阻比减小 5.375%, 有效容积增加 49.79%, 表面积增加 19.39%, 这说明多目标优化中, 体积对目标函数的影响最大.

优化前后的乘波体外形如图 9 所示.



(a)



(b)

图 9 多目标优化前 (a) 后 (b) 的乘波体外形

Fig.9 Initial (a) and optimized (b) shape of multi-objective optimization

4 结 论

本文将人工神经网络响应面方法引入乘波体的优化设计, 利用较少次 CFD 分析结果组成的训练样本对神经网络进行训练, 在优化计算过程中, 以神经网络响应面替代 CFD 分析进行乘波体的气动性能计算. 单目标和多目标优化计算结果表明, 引入神经网络响应面后, CFD 次数可以分别减少 35 次以上和 233 次, 在很大程度上改善了优化计算效

率。另外，由于训练样本事先给定，各样本的计算网格生成和 CFD 计算可分别独立进行，可以完全避免优化计算过程中直接调用 CFD 分析可能产生的由于网格变形过大而导致计算发散的问题，这说明神经网络响应面方法应用于乘波体的优化设计是成功的，并具有后续研究和拓展应用的价值。在进一步的工作中，我们一方面将对网络模型和训练样本进行深入研究，以期进一步减少 CFD 分析次数，提高优化计算效率。另一方面也拟将该方法拓展到乘波体的多点设计、翼型的优化设计和发动机进气道设计等问题。

参 考 文 献

- 1 Kuchemann D. The Aerodynamic Design of Aircraft. Oxford: Pergamon Press, 1978. 448~510
- 2 Nonweiler TRF. Aerodynamic problems of manned space vehicles. *Journal of the Royal Aeronautical Society*, 1959, 63: 521~528
- 3 Kim BS, Rasmussen ML, Jischke MC. Optimization of waverider configurations generated from axisymmetric conical flow. AIAA-82-1299, 1982
- 4 Kim BS. Optimization of waverider configurations generated from non-axisymmetric flows past a nearly circular cone. [Ph D Dissertation]. University of Oklahoma, 1983
- 5 Bowcutt KG, Anderson JD, Capriotti D. Viscous optimized hypersonic waveriders. AIAA-87-0272, 1987
- 6 Corda S, Anderson JD. Viscous optimized hypersonic waveriders design from axisymmetric flow fields. AIAA-88-0369, 1988
- 7 Bowcutt KG. A perspective on the future of aerospace vehicle design. AIAA-2003-6957, 2003
- 8 Tsuchiya T, Takenaka Y, Taguchi H. Multidisciplinary design optimization for hypersonic experimental vehicle. *AIAA Journal*, 2007, 45(7): 1655~1662
- 9 李国勇. 智能控制及其 Matlab 实现. 北京: 电子工业出版社, 2005 (Li Guoyong. Intelligent Control and Matlab Programming. Beijing: Publishing House of Electronic Industry, 2005 (in Chinese))
- 10 袁曾任. 人工神经网络及其应用. 北京: 清华大学出版社, 1999 (Yuan Zengren. Artificial Neural Networks and Its Applications. Beijing: Tsinghua University Press, 1999 (in Chinese))
- 11 Mohan RM. Robust optimal aerodynamic design using evolutionary methods and neural networks. AIAA-2004-778, 2004
- 12 Patnaik SN. A subsonic aircraft design optimization with neural network and regression approximators. AIAA-2004-4606, 2004
- 13 Greenman RM, Roth KR. High-lift optimization design using neural networks on a multi-element airfoil. *Journal of Fluid Engineering*, 1999, 121: 434~440
- 14 Cui K, Zhao DX, Yang GW. Waverider configurations derived from general conical flowfields. *Acta Mechanica Sinica*, 2007, 23(3): 247~255
- 15 徐成贤, 陈志平, 李乃成. 近代优化方法. 北京: 科学出版社, 2005 (Xu Chengxian, Chen Zhiping, Li Naicheng. Modern Optimization Methods. Beijing: Science Press, 2005 (in Chinese))

(责任编辑: 王 薇)

OPTIMIZATION DESIGN OF WAVERIDER BASED ON THE ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS¹⁾

Zhang Fengtao* Cui Kai^{*,**,2)} Yang Guowei* Cui Yuanyuan[†]

**(Key Laboratory of High Temperature Gas Dynamics, Institute of Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)*

*** (State Key Laboratory of Structural Analysis for Industrial Equipment, Dalian University of Technology, Dalian 116023, China)*

† (Department of Biomedical Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract Waveriders are supersonic or hypersonic lifting configurations. They are extensively utilized as the forebody part of hypersonic vehicles. As the core component to generate the lift and compress the incoming flow, a waverider should be designed for assuring the high performance of a vehicle. Various optimization works had been carried out to improve the aerodynamic performance. However, most of the optimization procedures are often time consuming and unstable when the computational fluid dynamic (CFD) analysis is employed for directly evaluating aerodynamic performance. To aim at this problem, an artificial neural networks (ANN) based response surface method was proposed. First of all, a number of waverider shapes are chose as the net-training samples, and the aerodynamic performance of each sample is evaluated by CFD analysis. Next, with respect to the training couple, the control parameters of each waverider and its aerodynamic coefficients are provided to a pre-constructed ANN. The weight of each connection in the ANN is adjusted until the error between the ANN output and the CFD result are acceptable for every training couple. Finally, the ANN is embedded in the optimization loop as the response surface of the time consuming CFD procedure. Two numerical cases in the design point of Mach 6 and Reynolds number 7×10^6 are carried out to validate the presented method, a single-objective optimization for maximize the lift-to-drag ratio (L/D), and a multi-objective problem to improve the integrated performance of a waverider with the maximal L/D , the maximal cubage, and the minimal wet area. The numerical results show that the ANN based response surface method is stable with lower time consuming.

Key words hypersonic, waverider, computational fluid dynamics, artificial neural networks, response surface method, optimization

Received 7 July 2008, revised 13 February 2009.

1) The project supported by the National Natural Science Foundation of China (10502053, 10621202) and the State Key Laboratory of Structural Analysis for Industrial Equipment, Dalian University of Technology.

2) E-mail: kcui@imech.ac.cn