

矢量喷管数学模型研究

西北工业大学 刘小勇** 樊思齐 陈辅群

【摘要】 采用计算流体力学的有限体积法和神经网络方法,对矢量喷管的统一数学模型进行了研究,并得到了一种以神经网络描述形式的数学模型。该模型为矢量喷管控制规律和带有推力矢量的飞行/推进系统综合控制的研究提供了一定基础。

主题词: 喷管 矢量控制 数学模型 有限元法 神经网络
分类号: V233.7

带有推力矢量的飞行/推进系统综合控制和矢量喷管控制律研究必须建立矢量喷管的数学模型。由于矢量喷管流场的复杂性,用解析法和试验法建模都存在许多困难。矢量喷管的数值计算可以对矢量喷管静态特性进行比较准确的描述,但把它用于矢量喷管控制和推力矢量控制问题研究是困难的。为了克服这一困难,本文在数值计算的基础上,用神经网络建立了适用于控制问题的矢量喷管数学模型。

1 流场计算及结果

图 1 为矢量喷管几何模型简图^[1]。本文采用 Jameson 提出的有限体积法^[2]求解矢量喷管的内流及出口参数。图 2~图 4 将数值计算的结果及试验数据^[1]进行了对比,在图 2 中曲线 1 表示试验数据,曲线 2 表示流场计算的结果,在图 3 和图 4 中曲线 1 和 3 表示试验数据,曲线 2

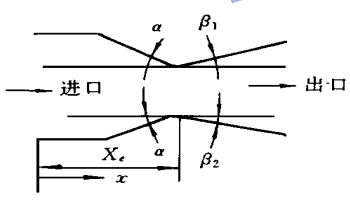


图 1 矢量喷管示意图

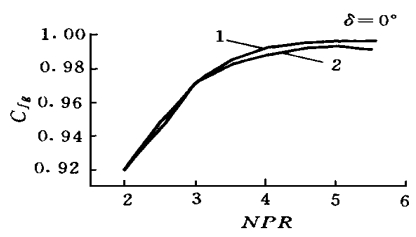


图 2 试验与流场计算结果比较

和 4 表示流场计算的结果。以上各图中的 T_i , δ , NPR , $C_{f,g}$, $C_{f,gx}$, P_u , P_d 和 P_t 分别表示喷管的矢量推力、矢量角、压比、总推力系数、轴向推力系数、上、下壁面压力和进口总压。如以上各图所示,流场计算结果与试验数据吻合较好,这说明在给定的喷管进、出口及边界条件下,该计算方法可以较精确地计算出喷管的内流、出口参数及推力系数。

1997 年 1 月收稿,1997 年 5 月收到修改稿。

** 男 28 岁 博士生 西安市西北工业大学动力与热力工程系 709 教研室 710072

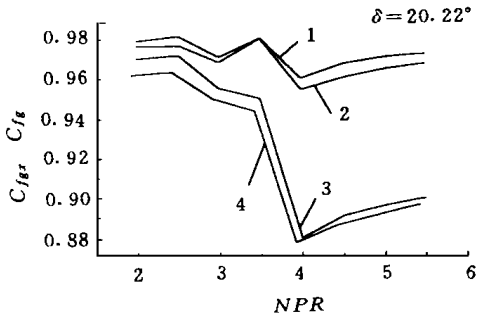


图3 试验值与流场计算结果比较

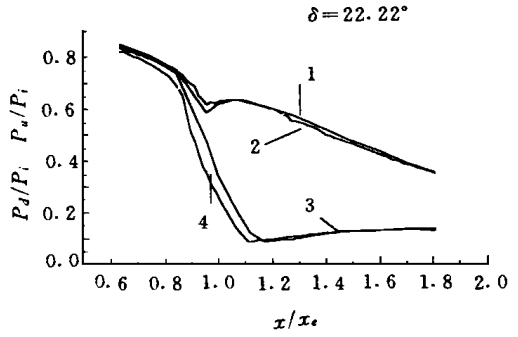


图4 试验值与流场计算结果比较

在以上基础上, 将 α 在 $[4^\circ, 28^\circ]$, β_1 在 $[5^\circ, 40^\circ]$, β_2 在 $[0^\circ, 30^\circ]$ 范围内各自以 $4^\circ, 5^\circ, 5^\circ$ 增加取 7 个值、8 个值、7 个值, 而喷管的其它尺寸均取自文献[1], 分别计算了喷管的出口参数和相应的 T_i , C_{fg} 和 δ 。总计得到 392 组数据。

2 统一数学模型

假定喷管进、出口条件不变, 矢量喷管的数学模型为:

$$T_i = f_1(\alpha, \beta_1, \beta_2) \quad , \quad C_{fg} = f_2(\alpha, \beta_1, \beta_2) \quad , \quad \delta = f_3(\alpha, \beta_1, \beta_2) \quad (1)$$

f_1, f_2 和 f_3 是非线性函数, 而三层神经网络能够逼近任意非线性, 所以本文采用 3 个 3 层网络来逼近以上 3 个函数。图 5 所示的是其中一个逼近关系, 神经网络输入参数为 α, β_1, β_2 , 输出参数是 $\hat{T}_i, \hat{C}_{fg}, \hat{\delta}$ (T_i, C_{fg}, δ 的逼近值), 隐层节点数为 10, 学习样本为前面的 392 组数据。在神经网络中用广义 S 型函数描述神经元的输入、输出特性, 即

$$o_{i,k} = \theta_{i,k} / [1 + \exp(-\lambda_{i,k} net_{i,k})] \quad , \quad net_{i,k} = \sum_j W_{i,j,k} o_{j,k-1} + \varphi_{i,k} \quad (2)$$

其中 $o_{i,k}, net_{i,k}, \theta_{i,k}, \lambda_{i,k}, \varphi_{i,k}, W_{i,j,k}$ 分别表示 k 层 i 节点输出、输入、饱和值、调节 S 型函数的斜率、阈值以及 $k-1$ 层 j 节点对 k 层 i 节点的值。

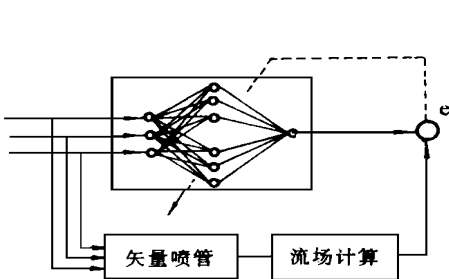


图5 神经网络辨识结构图

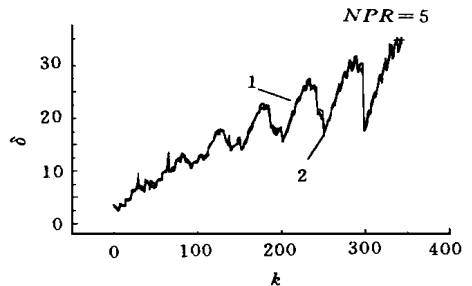


图6 网络输出与流场计算结果比较

对于给定的输入输出对和样本系列, 分别定义误差及总误差为:

$$e_l = \frac{1}{2} [d_l - (o_{l,n})_1]^2 \quad , \quad e = \sum_{l=1}^N e_l \quad (3)$$

其中, d_l 为流场计算得到的 T_i, C_{fg} 或 δ , n 表示输出层, $(o_{l,n})_l$ 为与 d_l 对应的神经网络输出, N

为样本长度。神经网络通过学习适当调整学习参数 $W_{i,j,k}, \theta_{i,k}, \lambda_{i,k}, \varphi_{i,k}$ 使神经网络输出值与通过流场计算得到的 T_i, C_{fg}, δ 之间的 e_l 和 e 趋于极小。采用加权形式的梯度下降法调整学习参数的公式为:

$$X = X_0 - \frac{\partial e}{\partial X}, \quad X = [W_{i,j,k}, \theta_{i,k}, \lambda_{i,k}, \varphi_{i,k}]^T$$

$$\frac{\partial e}{\partial X} = \left[\sum_{l=1}^N \left(\mu_{1,1} \frac{\partial e_1}{\partial W_{i,j,k}} \right) \quad \sum_{l=1}^N \left(\mu_{2,1} \frac{\partial e_1}{\partial \theta_{i,k}} \right) \quad \sum_{l=1}^N \left(\mu_{3,1} \frac{\partial e_1}{\partial \lambda_{i,k}} \right) \quad \sum_{l=1}^N \left(\mu_{4,1} \frac{\partial e_1}{\partial \varphi_{i,k}} \right) \right]^T$$

$$\mu_{1,1} = |e_l| \eta_1, \quad \mu_{2,1} = |e_l| \eta_2, \quad \mu_{3,1} = |e_l| \eta_3, \quad \mu_{4,1} = |e_l| \eta_4$$

其中 $\mu_{1,1}, \mu_{2,1}, \mu_{3,1}, \mu_{4,1}$ 为输入、输出对误差的加权值; $\eta_1, \eta_2, \eta_3, \eta_4$ 为适当非零常数。 X_0 为 X 的上一步的值。

假设 $\sigma_{i,k} = -\frac{\partial e_1}{\partial net_{i,k}}, \quad \sigma_{i,k} = -\frac{\partial e_1}{\partial o_{i,k}}$ (4)

则由(2)~(4)式可以得到与 e_1 有关的学习参数偏导数:

$$\frac{\partial e_1}{\partial X} = [-\sigma_{i,k} o_{j,k-1} - \xi_{i,k} (o_{i,k} / \theta_{i,k} - \xi_{i,k} o_{i,k} (1 - o_{i,k} / \theta_{i,k} net_{i,k} - \sigma_{i,k})^T]$$

其中 $\frac{\partial e_1}{\partial X} = [\frac{\partial e_1}{\partial W_{i,j,k}} \quad \frac{\partial e_1}{\partial \theta_{i,k}} \quad \frac{\partial e_1}{\partial \lambda_{i,k}} \quad \frac{\partial e_1}{\partial \varphi_{i,k}}]^T$ (5)

(5)式中除了 $\sigma_{i,k}$ 和 $\xi_{i,k}$ 外, 其它量均可在前向通道计算得到, $\sigma_{i,k}$ 和 $\xi_{i,k}$ 通过误差在网络中反向传播计算到。

考虑输出层, 并由(2)和(3)式得

$$\sigma_{i,n} = (d_1 - o_{l,n}) o_{l,n} (1 - o_{l,n} / \theta_{i,n}) \lambda_{i,n}, \quad \xi_{l,n} = d_1 - o_{l,n} \quad (6)$$

对于隐层有

$$\xi_{i,k} = \sum_j (\sigma_{j,k+1} + W_{i,j,k+1}), \quad \sigma_{i,k} = \xi_{i,k} o_{i,k} \left(1 - \frac{o_{i,k}}{\theta_{i,k}} \right) \lambda_{i,k} \quad (7)$$

k 层 ξ 取决于 $k+1$ 层的 σ , 计算时从输出层逐层计算到输入层, 在同一层 ξ 可以并处理。

通过网络不断学习, 最终最终得到了以神经网络描述形式的矢量喷管统一数学模型。图6~图8表示流场计算结果和网络输出, 曲线1表示神经网络输出, 曲线2表示流场计算结果, 两者能够很好地吻合。表1列出了矢量喷管的试验数据, 流场计算结果及神经网络输出结果, 从表中可以看出三者相对误差均小于 10^{-2} , 能够满足工程要求。

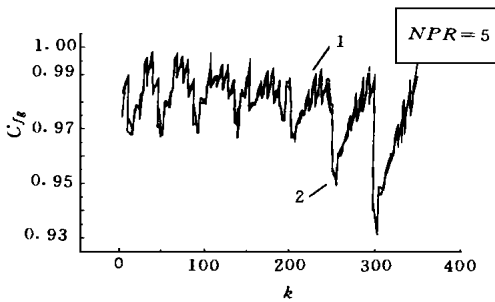


图7 网络输出与流场计算结果比较

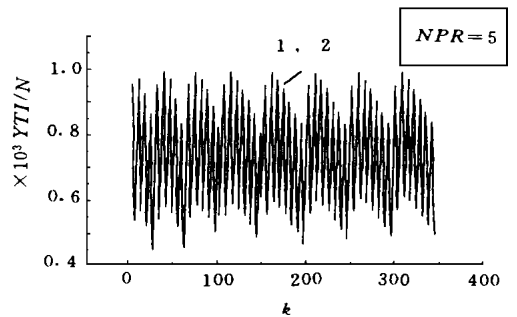


图8 网络输出与流场计算结果比较

表 1 A1V10 矢量喷管性能

	$\alpha=17$	$\beta_1=0$	$\beta_2=20$	$NPR=5$	$\alpha=17$	$\beta_1=7$	$\beta_2=34$	$NPR=5$
	实验值	流场计算值	网络输出值		实验值	流场计算值	网络输出值	
C_{fg}	0.988	0.984	0.987		0.962	0.964	0.976	
$\delta(0^\circ)$	12.72	12.65	12.69		21.85	21.76	21.78	

3 结 论

以上研究表明在流场计算基础上, 通过神经网络辨识的方法建立矢量喷管统一数学模型是可行的。这种建模方法可以得到矢量喷管在不同状态下的空间域连续的统一数学模型; 也适用于不同类型矢量喷管的建模。由于神经网络具有逼近任意非线性的优点, 因而所建立的统一数学模型具有较高的精度。该模型为研究矢量喷管控制规律提供了一定的基础, 对推力矢量控制、带有推力矢量的飞行/推进系统综合控制等研究具有重要的意义。

参 考 文 献

1 Richard J R, Laurence D L. Static Internal Performance Including Thrust Vectoring and Reversing of Two- Dimensional Converging- Diverging Nozzle. N84- 18165

2 Jameson A, Schmidt W, et al. Numerical Solution of the Euler Equation by Finite Volume Methods Using Runge- Kutta Time Stepping Schemes. AIAA: 81- 1259, 1981

3 Nguyen D H, Widrow B B. Neural Networks for Self- Learning Control Systems. IEEE Control Systems Magazine, 1990: 18- 23

4 刘小勇, 樊思齐. 采用 BP 网络辨识航空发动机模型. 航空动力学报, 1996, 11(2): 153- 156

(责任编辑 魏星禄)

APPLICATION OF TWO- VARIABLE FUZZY PI CONTROL TO AEROENGINE CONTROL

Fang Zhongxiang, Huang Wanwei, Li Huacong, Wu Qihua, Zhang Jiazhen, Chen Fuqun
(7th Dept. Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072)

ABSTRACT A two- variable fuzzy- PI control algorithm based on the fuzzy reasoning, and a two- variable self- stunning fuzzy control algorithm based on the fuzzy reasoning with four inputs are provided. Then a new two- variable fuzzy- PI controller and the two- variable selfstunning fuzzy controller with four inputs are developed. The attention is focused on the research of those algorithms and the properties of those controllers, as well as their application to aeroengine control by computer simulation. As a result, a new method of aeroengine control is provided.

Key Words Aircraft engines Fuzzy control theory Automatic control

AN ACCELERATION ADAPTIVE CONTROL FOR TURBOSHAFT ENGINE OF HELICOPTER

Hu Shimin and Xu Dongsheng

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

ABSTRACT A scheme of an acceleration adaptive fuel control is put forward for helicopter turboshaft engine. The scheme is based on $\dot{N}_{CG}/P_2^*$ closed-loop control with adaptive control rule, which corrects the demand of $\dot{N}_{CG}/P_2^*$ closed loop control PID with surge flag detected by sensed compressor discharge pressure during the engine acceleration, since the engine performance deterioration or damage will initiate the surge in this time. This scheme also provides altitude compensation and surge recovery P_2^* . It requires only modifying a little the hardware of an existing FADEC, but mainly the fuel control microcomputer software, so it is easy to upgrade an existing FADEC to the adaptive control level.

Key Words Aircraft engines Acceleration Adaptive control

A THRUST- VECTORING NOZZLE MATH MODEL

Liu Xiaoyong, Fan Siqu, Chen Fuqun

(7th Dept. Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072)

ABSTRACT A thrust- vectoring nozzle modeling method is developed by means of the Finite Volume Method (FVM) and Back- Propagations neural networks. The neural networks learning samples are the results of the FVM computation. The obtained model describes the functions of the nozzle thrust, thrust coefficient and vectoring angle to the inlet, exit and structural parameters of the nozzle. The model is of great significance for reseaching vectoring nozzle control law and Integrated Flight/Propulsion control. The investigation shows that the deviations among the output of the model, the results of FVM computation, and the test data are quite small.

Key Words Jet nozzles Vector control Mathematical models
Finite element methods Neural networks