

n_2 和 T_5^* ；调节规律主要是根据发动机进气总温分阶段保持其中一个物理参数或相似参数不变。因此，航空发动机数学模型可用如下离散形式描述^[5~7]：

$$\begin{aligned} n_1(t+1) &= f_1(n_1(t), n_2(t), T_5^*(t), Ma(t), H(t), M_f(t)) \\ n_2(t+1) &= f_2(n_1(t), n_2(t), T_5^*(t), Ma(t), H(t), M_f(t)) \\ n_5^*(t+1) &= f_3(n_1(t), n_2(t), T_5^*(t), Ma(t), H(t), M_f(t)) \end{aligned}$$

式中： n_1, n_2 分别为发动机低压和高压转子转速， T_5^* 为涡轮后燃气温度， Ma 为飞行马赫数， H 为飞行高度， M_f 为发动机燃油耗量。 $f_1(\cdot), f_2(\cdot)$ 和 $f_3(\cdot)$ 为发动机非线性函数。

2.1 内积神经网络原理

内积神经网络的主要特点是，根据给定系统的输入和输出样本对，进行有教师的学习，一次性地确定神经网络的拓扑结构，计算十分简单，内积神经网络模型的结构如图 1 所示。

从文献 [8] 可知，一个三层神经网络具有任意的非线性逼近能力。因此，可采用三层神经网络来逼近以上的非线性特性。

对于一个正在学习的神经网络，输入层有 n 个神经元，隐层有 h 个神经元，输出层有 m 个神经元。输入层第 j 个神经元到隐层第 i 个神经元之间的互连权值为¹² W_{ij} ，隐层第 j 个神经元与输出层第 i 个神经元之间的互连权值为²³ W_{ij} 。输入层到隐层之间权矩阵¹² W_{ij} 的建立，是通过欧氏空间的内积原理。一组独立的输入样本对应一个隐层节点，输入节点到某个隐层节点的权值，为该输入样本的单位化矢量。已学习过的 h 个独立样本，可以看成是由 h 个矢量张成的 n 维矢量空间。对于任一输入样本，分别计算输入样本矢量与典型样本矢量的内积。内积越大，表明输入样本越接近某一典型样本，由此，可以构造出权矩阵¹² W_{ij} ，而对于隐层到输出层的权矩阵²³ W_{ij} ，则可以通过文献 [7] 介绍的具有一定模糊特性的作用函数的引入而获得。

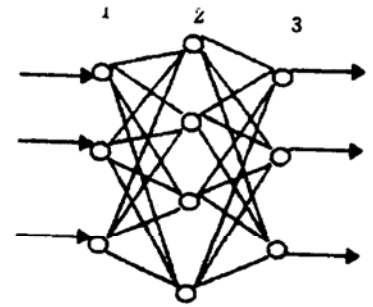


Fig. 1 The model of neural network

各节点的映射关系为：

隐层节点：

$${}^2x_i(t) = F_1\left[\sum_{j=1}^n {}^{12}W_{ij}(t) \cdot {}^1x_j(t) - {}^2\theta_i(t)\right] \quad i = 1, 2, \dots, h$$

输出节点：

$$y_i(t+1) = F_2\left[\sum_{j=1}^h {}^{23}W_{ij}(t) \cdot {}^2x_j(t)\right] \quad i = 1, 2, \dots, m$$

式中，

$$F_1(x) = \begin{cases} x & x > 0 \\ 0 & x \leq 0 \end{cases} \quad (1)$$

$$F_2(x) = \begin{cases} \frac{{}^3\theta_i(t)}{1 + \exp(-x)} - \frac{{}^3\theta_i(t)}{2} & x > 0.1 \\ 0 & x \leq 0.1 \end{cases} \quad (2)$$

${}^{k(k+1)}W_{ij}(t)$ 是网络第 k 层神经元到第 $(k+1)$ 层神经元的连接权， ${}^{k+1}\theta_i(t)$ 是第 $(k+1)$ 层神经元的阈值。

2.2 内积神经网络学习算法

从图 2 可以看到，它是根据发动机的输入和输出样本，构造出一个拓扑结构，实现从输入到输出的非线性映射。

设已知内积神经网络的结构为 $\{n, h, m\}$ ，在 t 时刻对于发动机的任意一对输入输出样本分别为 $\mathbf{X}(t) = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ ， $\mathbf{Y}(t) = (y_1, y_2, \dots, y_m)^T$ ，首先将输入样本规范化，因此有：

$$\bar{\mathbf{X}}'(t) = \frac{\bar{\mathbf{X}}(t)}{\|\bar{\mathbf{X}}(t)\|} \quad (3)$$

式中： $\|\bar{\mathbf{X}}(t)\|$ 表示 $\bar{\mathbf{X}}(t)$ 的矢量模， $\bar{\mathbf{X}}'(t)$ 表示 $\bar{\mathbf{X}}(t)$ 的单位化矢量。

为了确定权矩阵¹² \mathbf{W}_{ij} ，将输入层到

隐层之间的权矩阵¹² \mathbf{W}_{ij} 看成是 h 个维数为 n 的矢量，于是，输入样本对隐层节点的输入信息，可看成是输入矢量与神经网络内部 h 个矢量的内积，依据内积的大小，可以确定输入样本与网络内部样本的似然度，因此有：

$${}^2r_i = \sum_{j=1}^n {}^{12}\mathbf{W}_{i,j} \cdot {}^1x'_j \quad (i = 1, 2, \dots, h) \quad (4)$$

$${}^2r = \max_{1 \leq i \leq h} {}^2r_i \quad (i = 1, 2, \dots, h) \quad (5)$$

取² $\theta_i(t)$ 作为神经网络是否需要学习的接收标准（或定义为第二层神经元的阈值），² $\theta_i(t)$ 值越大，神经网络学习完后模型辨识的准确性越高，通常一般² $\theta_i(t)$ 为 0.8~1.0。如果² $\theta_i(t) \leq {}^2r \leq 1.0$ ，则表明输入样本已十分接近存储在神经网络结构中的信息，不需再学习。如果² $r < {}^2\theta_i(t)$ ，则表明神经网络结构中，没有该输入样本信息。因此，在隐层中增加一个神经元，设置权值¹² $\mathbf{W}_{h+1,j}$ ($j=1, 2, \dots, n$)，并且令：

$${}^{12}\mathbf{W}_{h+1} = \bar{\mathbf{X}}' \quad (6)$$

根据式 (1) 的作用函数表示，因此隐层节点的输出为：

$${}^2x_{h+1} = f_1({}^2r_{h+1}) \quad (7)$$

而输出节点的作用函数如式 (2) 所示，所以神经网络的输出为：

$$y_i = f_2({}^{23}\mathbf{W}_{i,h+1} \cdot {}^2x_{h+1}) \quad (i = 1, 2, \dots, m) \quad (8)$$

若令神经网络输出等于发动机实际输出，由式 (8)，得到权矩阵²³ $\mathbf{W}_{i,h+1}$ 的解析表达式：

$${}^{23}\mathbf{W}_{i,h+1} = (-1) \frac{\ln \frac{{}^3\theta_i(t) - 2y_{di}(t)}{{}^3\theta_i(t) + 2y_{di}(t)}}{{}^2x_{h+1}} \quad (i = 1, 2, \dots, m) \quad (9)$$

式中， y_{di} 为发动机实际输出，要保证式 (9) 有意义，必须满足：

$${}^3\theta_i(t) - 2y_{di}(t) > 0 \quad (10)$$

3 应用

以某型歼击机在高度为 8.6, 13 和 18km 作机动飞行时，机载记录系统记录的 3 组发动机数据为例，用本文提出的方法进行辨识。输入样本参数为飞行 Ma 数，飞行高度，发动机高、

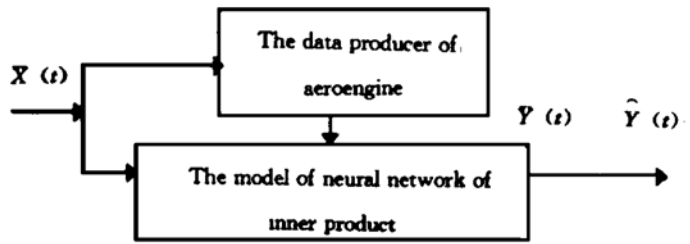


Fig. 2 The studing principle of neural network of inner product

低压转子转速, 涡轮后燃气温度, 发动机燃油耗量; 输出参数有高、低压转子转速, 涡轮后燃气温度。本文辨识结果与实测数据对比见图 3~5 所示, 曲线 1 代表实测数据, 曲线 2 代表辨识结果。

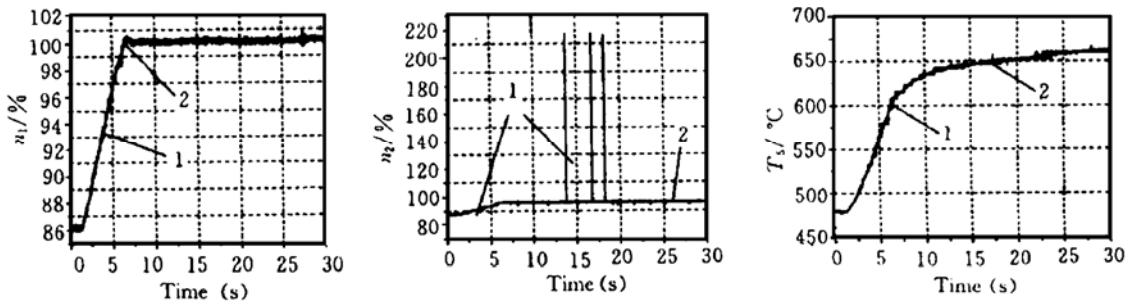


Fig. 3 The comparison between identification results and measured data at height 8.6 km

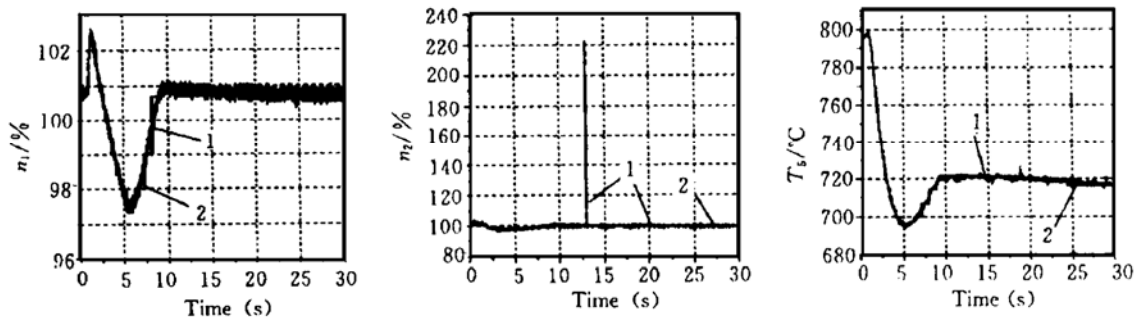


Fig. 4 The comparison between identification results and measured data at height 13 km

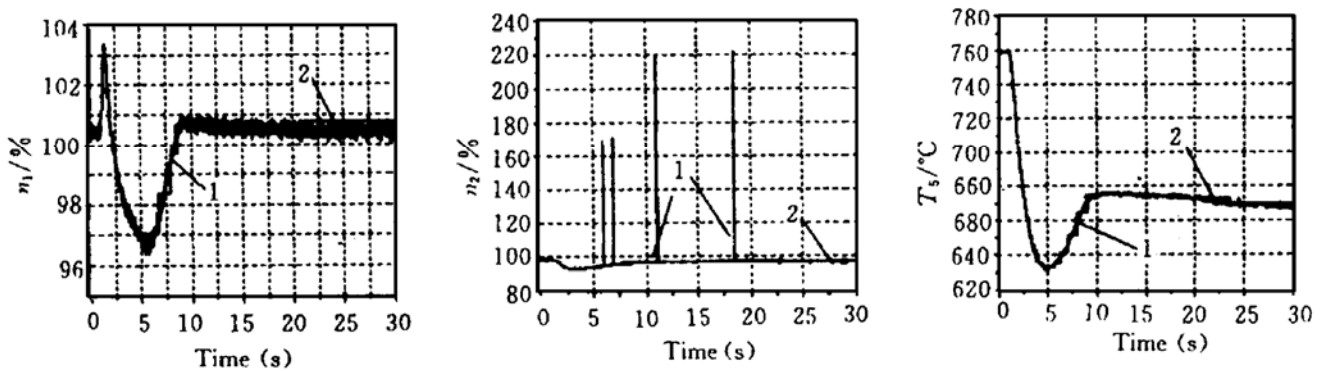


Fig. 5 The comparison between identification results and measured data at height 18 km

4 结论

- (1) 本文提出的方法具有较高的精度, 相对误差在 10^{-4} 以内, 能够满足工程需要。
- (2) 该方法计算简便, 权矩阵一次性确定, 很适合在线辨识, 建立实时仿真模型。
- (3) 不存在 BP 算法中隐层节点选取、迭代收敛和初始值选取等诸多考虑。
- (4) 本文方法对数据噪声有抑制作用, 具有鲁棒性。

参 考 文 献

- 1 Cooper D J, Megan L, Hinde R F Jr. Disturbance pattern classification and neuro-adaptive control. IEEE Control System, 1992.
- 2 陈大光. 燃气涡轮发动机故障诊断的人工神经网络法. 航空动力学报, 1994, 19(4)
- 3 刘小勇. 采用 BP 网络辨识发动机数学模型. 航空动力学报, 1996, 11(2)
- 4 Lo C F. Neural network based expert system for compressor stall monitoring. AIAA 91-2500
- 5 Lewis D D, Frenster J A. An expert maintenance management system for military aircraft engines. Los Angeles, U S A: Proceedings of 1st International Machinery Monitoring & Diagnostic Conference, 1989.
- 6 Carr H R. A joint study on the computer-isolation of in-field aero engine vibration diagnosis. AGARD CP-488
- 7 Michael Lemmon. Competitive learning with generalized winner-take-all action. IEEE Transactions on Neural Networks. 1992, 3(2)
- 8 Rumelhart D E, Mc Clelland J L. Parallel distributed processing. MIT Press, 1986.
- 9 黄敏超. 变结构神经网络及其应用. 控制与决策, 1994, 9(3)

俄罗斯的新型发动机在布尔热
博览会上展出

俄罗斯 NPO Energo Mach 公司最近与美国普·惠公司签订了一项关于 RD-180 发动机的重要合同。该发动机是出现在布尔热博览会上的新型发动机之一。该公司还展出了用于推进 R-36M(又名 SS-18 Satan)洲际导弹第一级的 RD-264 发动机,这是该发动机第一次公开露面,它的改型可用于推进 Ukrainien Dniepr 发射装置。展出的这台 N204-UDMH 改型发动机(混合比为 2.67),于 1969~1973 年研制。它的流量与推进质子号火箭的 RD-253 发动机相似。发动机的地面推力为 $4.19 \times 10^6 \text{N}$ (在真空中的推力为 $4.52 \times 10^6 \text{N}$),在地面的单位推力为 2.87kN (在真空中的推力为 3.12kN)。4 个燃烧室中的压强为 2.168MPa (喷管临界的压强 8.106kPa)。真空质量为 3.6t 或 4.1t,其中包括固体燃料。该发动机已进行了 156 次飞行。此外 NPO Energo Mach 公司还研制了一台名为 RD-268 单燃烧室的改型发动机用于发射装置的最高一级。

此外该公司还自筹资金研制 RD-120M 发动机用于推进 Soyouz-2(又名 Rus)和其它发射装置。同时还研制了 RD-701 和 RD-704 三组元发动机。用于该发动机的第一批喷射器试验获得了令人满意的成果。该公司的权威人士 Vlaolimir Soudakov 认为他们今后可以生产一台实际尺寸的发动机。

在布尔热博览会上同时还展出了一台原始发动机,这是一台实验发动机,它的推力为 2940N ,比冲为 352m/s (在真空中的推力)。研制这台发动机的有关公司共进行了 70 次各种类型的燃气发生器的点火试验,85 次普通燃料的发动机点火试验。

(郭振玲 供稿)

液体火箭发动机切向不稳定 燃烧数值分析模型*

刘卫东 王振国 周进 庄逢辰

(国防科技大学航天技术系, 长沙, 410073)

摘要: 建立了液体火箭发动机切向不稳定燃烧数值分析模型并进行了初步分析。数值方法采用一步隐式预测、两步显式校正进行非定常流动计算的PISO算法, 并应用等效矩形燃烧室模型及双参数不稳定燃烧模型, 通过模拟计算压力扰动波的传播过程考察了发动机燃烧稳定性。

主题词: 液体推进剂火箭发动机, 振荡燃烧, 非定常流, 燃烧稳定性, 数值分析

分类号: V434.11

A NUMERICAL ANALYSIS MODEL OF TANGENTIAL COMBUSTION INSTABILITY IN LIQUID PROPELLANT ENGINE

Liu Weidong Wang Zhenguo Zhou Jin Zhuang Fengchen

(Dept. of Aerospace Technology, National Univ. of Defence Technology, Changsha, 410073)

Abstract: A numerical model was employed to analyze the tangential combustion instability in liquid rocket engine. The PISO algorithm extended by the author was used to calculate the unsteady combustion flow. The equivalent combustion chamber in conjunction with the two-parameter unstable combustion model were assumed in the calculation. A pressure bomb was imposed on the steady flow field for analyzing the combustion stability of rocket engine.

Subject terms: Liquid propellant rocket engine, Unstable combustion, Unsteady flow, Combustion stability, Numerical analysis

1 引言

切向高频不稳定燃烧是液体火箭发动机各种不稳定燃烧振型中破坏性最强的一种, 因此也是国内外多年来的研究重点。文献 [1] 提出了一个二维等效矩形燃烧室模型, 避免了三维流动计算的困难, 并能得到比较合理的切向振型分析结果^[2,3]。但模型中没有采用不稳定燃烧模型, 压力扰动是通过对燃烧室内推进剂蒸发、燃烧及流动整体过程的影响来考虑的。Prime 提出了液体火箭发动机不稳定燃烧双参数唯象模型, 把压力扰动与推进剂流量及总体燃烧速率的脉动值联系起来, 而不考虑具体物理过程的影响^[4]。在本文的数值分析中采用了等效矩形燃烧室模型和双参数不稳定燃烧模型, 但考虑到发生高频不稳定燃烧时, 喷注器流量几乎不响应燃烧室高频压力变化, 因而去掉了 Prime 模型中流量随压力变化项, 从而建立起液体火

* 收稿日期: 1996-11-02, 修回日期: 1997-05-04, 本课题系“八六三”预研课题