

文章编号: 1000-8055(2022)09-1936-10

doi: 10.13224/j.cnki.jasp.20210350

# 基于遗传算法优化小波网络的柔性喷管 力矩特性辨识方法

杨弘彬, 刘 山, 靳广在, 焦玮玮, 姜玉峰

(北京精密机电控制设备研究所 航天伺服驱动与传动技术实验室, 北京 100076)

**摘 要:** 为准确辨识负载力矩并提高主动加载负载模拟的真实度, 使用了一种基于遗传算法优化的神经网络辨识方法。使用小波分析方法对测试信号进行预处理, 将消噪与分解后得到的信息作为神经网络训练的扩充样本, 提高了辨识精度。使用遗传算法选择最优输入信息、网络结构和隐含层规模, 加快网络收敛速度并简化计算过程, 实现对柔性喷管力矩的快速准确辨识。仿真结果表明该辨识方法可以准确地描述柔性喷管在典型测试信号激励下的力矩特性, 平均辨识误差为 2%, 对于实现精确主动加载控制和验证伺服控制性能具有重要意义。

**关 键 词:** 伺服系统; 柔性喷管; 系统辨识; 小波网络; 小波分析; 遗传算法

中图分类号: V448

文献标志码: A

## Identification of flexible nozzle torque properties based on wavelet neural network optimized by genetic algorithm

YANG Hongcheng, LIU Shan, JIN Guangzai,

JIAO Weiwei, JIANG Yufeng

(Laboratory of Aerospace Servo Actuation and Transmission,

Beijing Institute of Precision Mechatronics and Controls, Beijing 100076, China)

**Abstract:** In order to identify the load torque accurately and improve the authenticity of active load simulation, a neural network identification method based on genetic algorithm optimization was used. The wavelet analysis method was used to preprocess the test signal, and the information obtained after de-noising and decomposition was used as the expanded sample of neural network training, which improved the identification accuracy. The genetic algorithm was used to select the optimal input information, network structure and hidden layer scale, which can speed up the network convergence speed and simplify the calculation process, so as to realize rapid and accurate identification of the characteristics of flexible nozzle. The simulate results showed that this identification method can accurately reflect the torque characteristics of the flexible nozzle excited by typical test signal, with the average identification error of 2%, proving that it is of great significance to realize precise active load control and accurately verify the servo control performance.

**Key words:** servo system; flexible nozzle; system identification; neural network; wavelet analysis; genetic algorithm

收稿日期: 2021-07-06

作者简介: 杨弘彬(1993—), 男, 博士生, 主要从事航天伺服系统应用研究。

引用格式: 杨弘彬, 刘山, 靳广在, 等. 基于遗传算法优化小波网络的柔性喷管力矩特性辨识方法[J]. 航空动力学报, 2022, 37(9): 1936-1945. YANG Hongcheng, LIU Shan, JIN Guangzai, et al. Identification of flexible nozzle torque properties based on wavelet neural network optimized by genetic algorithm[J]. Journal of Aerospace Power, 2022, 37(9): 1936-1945.

伺服系统是火箭飞行中姿态控制的执行装置,在研制与生产过程中,需要进行地面试验以验证控制性能。使用真实负载验证效果较为理想,但成本较高,因此可使用负载模拟系统代替真实喷管进行加载验证。柔性喷管作为伺服系统的典型负载,摆动力矩大且受多因素影响,负载力矩呈复杂非线性。当前使用机械模拟加载方式和使用

固定参数进行主动加载的方式仿真程度较低,主动加载负载模拟器原理如图1。图1中 $x$ 为待测伺服系统位移, $y$ 为加载伺服系统位移, $K$ 为模拟负载刚度, $B_c$ 为模拟负载阻尼, $M$ 为模拟负载质量, $F$ 为待测伺服系统输出力, $F_g$ 为主动加载力, $i$ 为指令电流, $u_r$ 为加载位移指令, $u_f$ 为待测系统反馈位移信号。

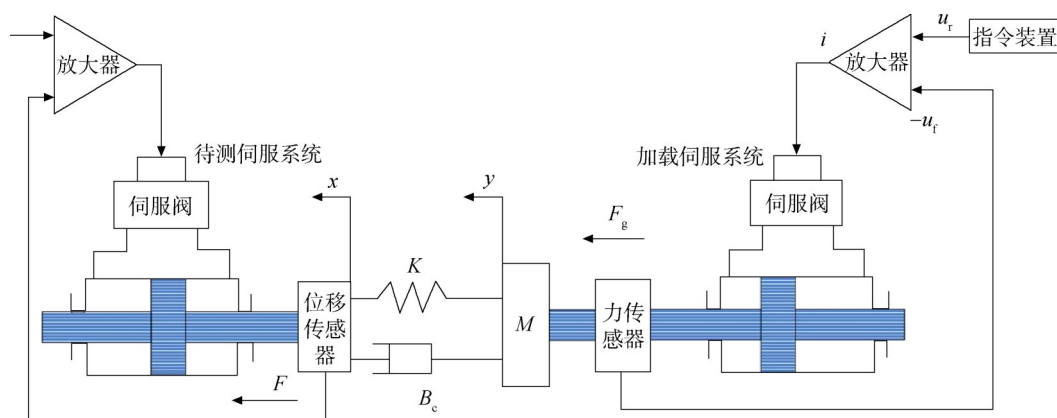


图1 主动加载负载模拟器原理图

Fig.1 Schematic diagram of active load simulator

为提高主动加载方式的模拟真实度,需要进一步研究负载力矩特性的变化规律,使加载伺服系统按照真实负载的典型载荷谱进行主动加载。因此,柔性喷管力矩特性的准确辨识成为必须解决的问题。

当前对柔性喷管力矩特性辨识的研究,通常将其看作变阻尼变刚度的质量弹簧系统。杨世学<sup>[1]</sup>对柔性喷管摆动频率特性及其传递函数进行了试验研究,建立了柔性喷管传递函数的拟合数学模型;刘志武<sup>[2]</sup>给出了柔性喷管和伺服作动系统组合的固有频率及共振特性特征的计算公式;史宏斌等<sup>[3]</sup>用三维有限元理论对不同控制力作用下的柔性喷管扩张段支耳的静态刚度和强度进行了分析计算,获得了不同激励下柔性喷管动力响应结果;任军学团队<sup>[4-9]</sup>分别分析了柔性接头力矩特性受激振频率、振幅、温度、橡胶材料、燃烧室压强等因素影响的变化趋势,认为模型中刚度系数和阻尼系数随振幅和频率等因素变化,称其为变刚度和变阻尼,可作为进一步研究柔性喷管力矩特性的参考。

以上学者分别使用了频率特性分析方法、结构动力有限元方法和试验方法对柔性喷管的力矩特性进行了相关研究,据此可知,喷管负载力矩与诸多因素相关。通常采用的刚度系数可变和阻尼

系数可变的弹簧阻尼模型来描述柔性喷管摆角和负载力矩之间的关系,应用椭圆函数、幂函数曲线进行识别和拟合,这样的辨识方法存在一定局限。在喷管受单一因素变化的影响时,能够分析喷管阻尼特性的变化趋势并使用拟合方法定量描述在某一频率和振幅的阻尼系数,但仅能在激励信号规律的条件下进行识别,且辨识域不连续,无法在多因素同时变化时分析负载特性规律并定量描述阻尼系数的变化。

为解决上述问题,本文使用了一种基于遗传算法优化的神经网络辨识方法。使用小波分析方法对神经网络训练样本进行预处理,并结合遗传算法优化网络结构,简化计算过程,实现对柔性喷管力矩特性的准确辨识。

## 1 柔性喷管力矩特性

柔性喷管的运动微分方程为

$$I \cdot \theta'' + c_n(A, f) \cdot \theta' + k_n(A, f) \cdot \theta = M \quad (1)$$

其中 $I$ 为柔性喷管的转动惯量, $\theta$ 为喷管的摆角,阻尼系数 $c_n(A, f)$ 表征其黏性,刚度系数 $k_n(A, f)$ 表征其弹性, $c_n$ 和 $k_n$ 均为变量,受多种因素影响,本文以阻尼系数和刚度系数受振幅 $A$ 和激振频率 $f$ 影响为例说明。在低速摆动时,惯性力矩 $I \cdot \theta''$ 占比较小,可以忽略不计,伺服系统输出

的驱动力矩近似等于喷管负载力矩,即弹性力矩  $k_n(A, f) \cdot \theta$  和黏性力矩  $c_n(A, f) \cdot \theta'$  之和。

为获取发动机喷管摆动特性和推力矢量控制系统工作特性,伺服系统与柔性喷管联合进行了多次冷摆试验,试验中包含了位置特性、暂态特性、 $0.4^\circ$  和  $0.8^\circ$  的频率特性(包含了  $0.1 \sim 20$  Hz 以上的正弦信号)测试。试验中推力矢量控制系统

摆动精度满足使用性能要求,伺服性能正常。对其中一次联试数据进行分析处理,得到伺服系统输出长度折算摆角(下文简称为线位移)、伺服系统输出力矩和喷管角度传感器测得的摆角(下文简称为角位移)随时间变化关系如图 2 所示。对部分试验数据进行分析,得到喷管低速摆动时的摆角-负载力矩曲线,如图 3 所示。

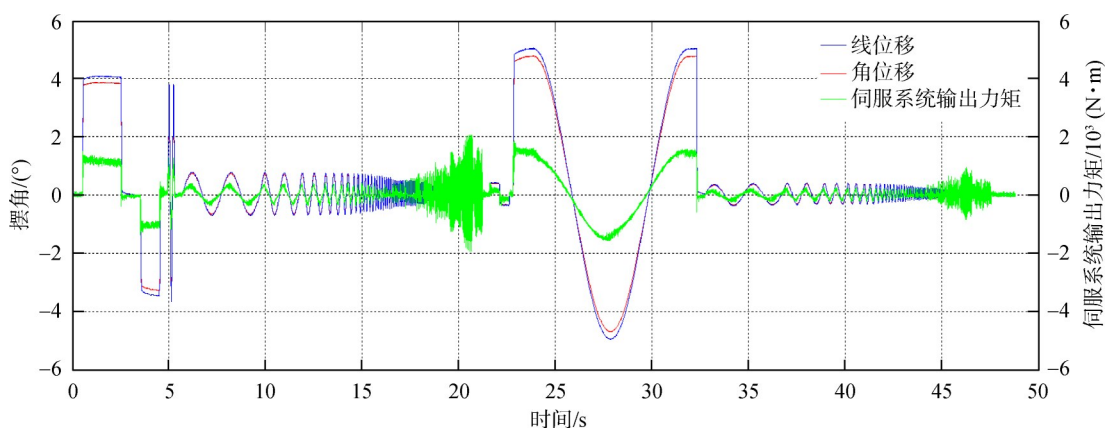


图 2 线位移、伺服系统输出力矩和角位移随时间的变化关系

Fig.2 Variation relationship of linear displacement, output torque of servo system and angular displacement with time

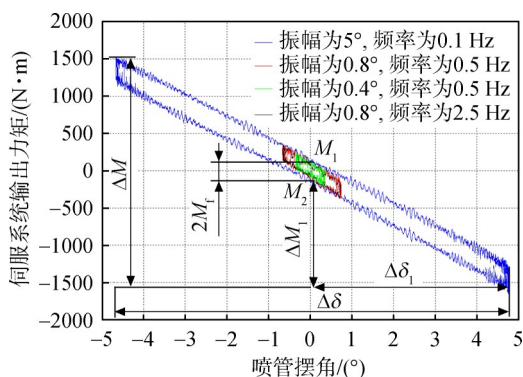


图 3 低速摆动时角位移和负载力矩的关系

Fig.3 Relationship of angular displacement and load torque under low speed

从图 3 中可以看出,摆角-力矩曲线呈回环状态,曲线上下两部分近似线性且保持平行,说明柔性喷管的力矩存在与摆角成比例的弹性部分,由弹性比力矩  $M_c$  表征,表示了弹性力矩和摆角的比例关系;柔性喷管中的弹性件橡胶材料具有黏滞摩擦和库仑摩擦力矩,黏滞摩擦力矩与摆动角速度有关,低速摆动时可忽略;库仑摩擦力矩是与摆动速度无关的静摩擦部分,低速摆动时摩擦力矩  $M_f$  可认为是摆角为  $0^\circ$  处的库仑摩擦力矩;总比力矩  $M_t$  表示了总负载力矩和摆角的比例关系。 $M_c$ 、 $M_f$ 、 $M_t$  的定义和计算方法如下所示:

$$M_c = \Delta M_1 / \Delta \delta_1 \quad (2)$$

$$M_f = (M_1 - M_2) / 2 \quad (3)$$

$$M_t = \Delta M / \Delta \delta \quad (4)$$

式中  $M_1$ 、 $M_2$ 、 $\Delta \delta_1$ 、 $\Delta \delta$  为图 3 中表示的力矩和摆角值。根据图 3 可以计算出该柔性喷管的弹性比力矩  $M_c = 312 \text{ N} \cdot \text{m} / (^\circ)$ ;摩擦力矩  $M_f$  在  $100 \sim 200 \text{ N} \cdot \text{m}$  间变化;总比力矩  $M_t = 333 \text{ N} \cdot \text{m} / (^\circ)$ 。其中弹性比力矩比较稳定;振幅越大时,摩擦力矩越大,与频率无明显关系。使用系数可变的弹簧阻尼模型,在进行参数识别和拟合后,可以在知道相应振幅下的多个频率试验数据时,预测已测振幅下任何频率的力矩-摆角关系<sup>[4]</sup>,但无法预测未测振幅下任意频率的力矩-摆角关系,系数拟合方法存在一定的局限性。随着智能计算方法和控制理论的不断成熟,形成了许多新型的系统辨识方法,在实际应用中取得了很好的效果。因此,有望结合先进的非线性系统辨识方法,实现在多影响因素的连续域内辨识柔性喷管的阻尼系数和刚度系数。

## 2 非线性系统辨识方法

系统辨识的定义由 Zadeh 于 1962 年提出<sup>[10]</sup>,即在输入输出数据的基础上,从一组给定的模型类中,确定一个与所测系统等价的模型。一般系统输出  $y(n)$  通常用系统过去输出和现在输入

$u(n)$ 及过去输入的函数描述如下:

$$y(n)=f[y(n-1),y(n-2),\cdots, \\ y(n-m_y),u(n),u(n-1),\cdots,u(n-m_u)]= \\ f[Y(n),u(n),U(n)] \quad (5)$$

$Y(n)=[y(n-1),y(n-2),\cdots,y(n-m_y)]^T$   
 $U(n)=[u(n-1),u(n-2),\cdots,u(n-m_u)]^T$  (6)  
 其中 $f(\bullet)$ 为待辨识的未知函数关系, $m_u$ 表示系统过去输入的个数, $m_y$ 表示系统过去输出的个数。

传统的系统辨识方法包括以脉冲响应、最小二乘法为基础的脉冲响应法、相关函数法、局部辨识法和极大似然法等方法<sup>[11-12]</sup>,对于线性系统的辨识具有很好的辨识效果。但柔性喷管的负载力矩具有复杂非线性,且受激励信号等因素影响较大,使用传统的辨识方法辨识精度有限,无法体现多种因素影响下力矩特性随运动状态变化的规律。

人工神经网络方法具有良好的非线性映射能力、自学习适应能力和并行信息处理能力,可用于模拟实际系统的输入输出关系,目前已在系统辨识领域得到了广泛应用<sup>[13-14]</sup>。目前常用于系统辨识的网络类型主要为BP(back propagation)神经网络和RBF(radial basis function)神经网络。然而,单一神经网络方法仍存在着一些不足,BP神经网络的目标函数存在局部极小值,收敛速度较慢;RBF网络由于使用了径向基函数作为隐含层激活函数,作用范围较小,需要较多隐含层节点,且多节点的中心向量和标准化常数难以求解。这些缺陷影响了神经网络在系统辨识中的应用。

由于系统辨识中神经网络输入为系统过去输出 $Y(n)$ 和现在输入 $u(n)$ 及过去输入 $U(n)$ 等较多信息,且输入量的范围较大,使用RBF网络进行辨识需要非常多的隐含层节点,更加大了合理设置各节点常数的难度。因此,使用结构如图4所示的BP神经网络对柔性喷管的力矩特性进行辨识。用柔性喷管的测试数据依次训练网络,累加各权值修正量并统一修正网络权值。但对于特定系统的辨识,网络类型和学习算法的选择、拓扑结构的确定,输入信息的选择等问题在理论和实践上还需进行深入研究,以进一步提高网络收敛速度和精度。

图4中 $M$ 、 $q$ 、 $L$ 分别为输入层、隐含层、输出层的节点数, $x_1, x_2, \cdots, x_M$ 为各输入信号, $y_1, y_2, \cdots, y_L$ 为各输出信号, $w_{ij}, w_{ki}$ 分别为连接节点 $j$ 和节点 $i$ ,连接节点 $i$ 和节点 $k$ 的权值, $t_k$ 为网络输出层第 $k$ 个节点的期望输出值, $y_k$ 为该节点的实际输出

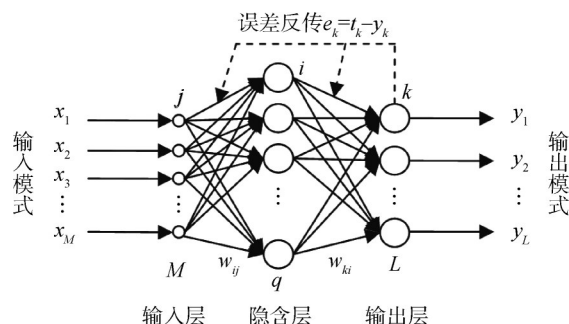


图4 BP神经网络结构

Fig.4 Structure of BP neural network

值, $e_k$ 为该节点的辨识误差。

为加快辨识网络的收敛速度并提高辨识精度,本文提出了一种基于小波分析和遗传算法改进的BP神经网络方法,用于对柔性喷管的复杂非线性负载力矩进行辨识。

小波分析是近年来发展起来的一种强有力的数学工具,对在时域与频域具有局部性的小波变换核函数进行伸缩平移,可以实现信号的多尺度细化分析,对处理信号进行有效又完整的特征提取<sup>[15]</sup>。小波神经网络是小波分析方法与人工神经网络理论相结合而产生的方法,具有良好的收敛性和鲁棒性。用小波分析对神经网络的训练样本进行预处理,从消噪与分解后的信号中提取特征值,再输入神经网络进行训练与学习,可以加快网络的收敛速度并提高辨识精度<sup>[16]</sup>。但随着网络的输入信息维数增加,所训练的样本呈指数增长,结构也将随之变大,使得收敛速度大大下降,降低了网络的泛化能力。为解决该问题,可使用遗传算法优化网络结构。

遗传算法是一种基于自然选择和基因遗传原理的迭代自适应概率性搜索算法,其基本思想是将待解决的问题转化为由个体组成的演化群体和对该群体进行操作的一组遗传算子。在辨识网络的设计中,可根据需求设定对网络辨识效果的评价指标,通过多代计算自动在指定范围内找到评价价值最高的网络结构作为最优解<sup>[17]</sup>。综合考虑辨识精度和网络收敛速度,合理设计评价指标,可以在保证辨识精度的同时尽量减少神经网络输入层的单元数,简化神经网络的结构并减少训练时间,实现对系统辨识网络规模的优化<sup>[18]</sup>。

### 3 辨识实例

基于传统的拟合系数辨识方法和神经网络辨识方法的流程如图5所示。

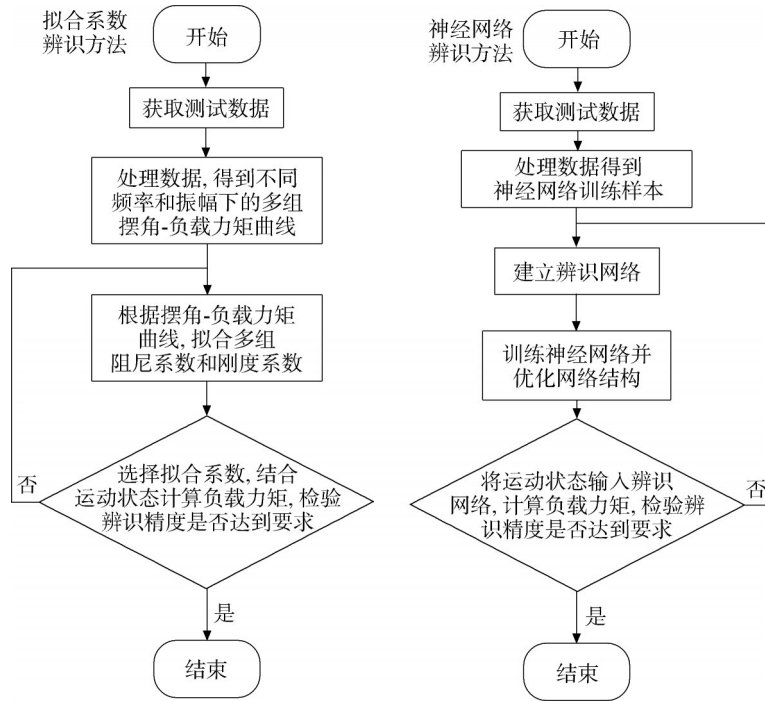


图5 基于拟合系数和神经网络的力矩特性辨识方法

Fig.5 Identification method of torque properties based on fitting coefficient and neural network

### 3.1 基于BP神经网络的辨识方法

使用BP神经网络方法对柔性喷管的摆角-力矩关系进行辨识, 由于柔性喷管在摆动试验中存在形变, 仅用角位移传感器测得的角度信息不能确切表征喷管的运动状态, 因此在辨识时还需使用线位移测量信息作为辨识依据。使用的柔性喷管测量信息包括了过去的角位移测量信息  $\theta(n-1)$ 、 $\theta(n-2)$ 、 $\theta(n-3)$ , 过去的线位移测量信息  $x(n-1)$ 、 $x(n-2)$ 、 $x(n-3)$ , 现在输入力矩  $f(n)$  及过去输入力矩  $f(n-1)$ 、 $f(n-2)$  组成的9维向量作为网络输入信息(柔性喷管的输入力矩即为伺服系统的输出力矩)。

由于角位移的测量信号含有噪声, 无法直接用于计算负载力矩, 因此使用滑动平均计算方法对测量信号进行平滑处理, 解算角位移速度和加速度信息, 然后通过式(1)计算得到喷管的负载力矩。角速度和角加速度的计算方法如下:

$$\begin{aligned}\theta'(n) &= \frac{\Delta\theta(n)}{\Delta t} = \frac{\hat{\theta}(n) - \hat{\theta}(n-1)}{\Delta t} \\ \theta''(n) &= \frac{\Delta\theta'(n)}{\Delta t} = \frac{\hat{\theta}'(n) - \hat{\theta}'(n-1)}{\Delta t} \\ \hat{\theta}(n) &= \sum_{i=1}^5 \theta(n+3-i)/5 \\ \hat{\theta}'(n) &= \sum_{i=1}^5 \theta'(n+3-i)/5\end{aligned}\quad (7)$$

其中  $\hat{\theta}(n)$  和  $\hat{\theta}'(n)$  为通过滑动平均方法得到的角位移和角速度估计值。将式(7)代入式(1)可计算得到的柔性喷管负载力矩, 并将其作为网络输出, 与角位移、线位移、输入力矩共同组成的网络输入信息共同组成训练样本, 隐含层节点根据增长法选取为30个。据此设计BP神经网络并对其进行训练。在100步之后网络逐渐稳定, 训练完成的神经网络对柔性喷管负载力矩的辨识结果见图6。

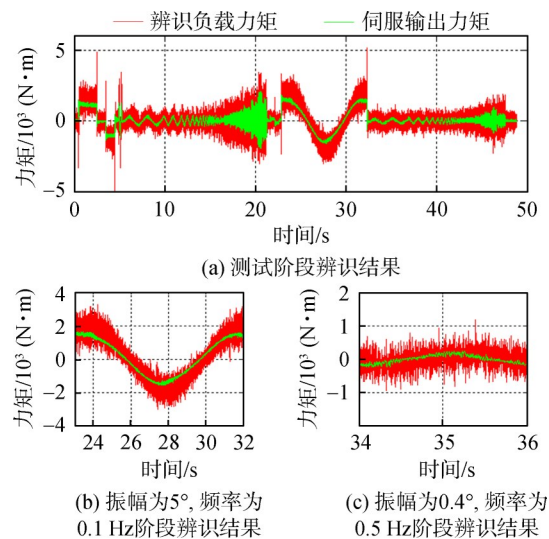


图6 BP神经网络对柔性喷管负载力矩的辨识结果

Fig.6 Identification results of load torque of flexible nozzle based on BP neural network

从图6中可以看出,单一BP网络方法的辨识能力有限,网络输出噪声很大,在23~31 s内的振幅为 $5^\circ$ 、频率为0.1 Hz阶段负载力矩辨识平均误差为 $201 \text{ N}\cdot\text{m}$ 。

### 3.2 基于小波分析预处理的辨识方法

由于小波分析具有可调的尺度参数,选用低尺度参数可以学习光滑函数,提高尺度可以较高精度学习局部奇异函数。为获取准确的运动状态,加快网络的收敛速度,本文使用了小波分析对于网络训练样本进行预处理,再输入神经网络进行训练与学习。

使用db小波进行3层分解,可以消去大部分噪声信息并保留有效的高频段信号特征。使用小波分析对试验数据进行预处理,获取更加准确的角位移、线位移、角速度和角加速度信号,代替文中第3.1节中通过滑动平均方法得到的角速度和角加速度计算负载力矩,作为辨识网络输出信息。并将小波分析处理后的线/角位移角度、角速度信号 $\hat{x}(n)$ 、 $\hat{x}(n-1)$ 、 $\hat{\theta}(n)$ 、 $\hat{\theta}(n-1)$ 作为神经网络的扩展输入,网络训练样本扩充为13维。为使神经网络对原测试数据仍有较高的辨识精度,输入信息仍保留线位移和角位移的原始测量信号,隐含层节点根据增长法选取为40个。在160步训练之后网络逐渐稳定,与原始BP神经网络的辨识方法相比,辨识误差更小,但训练过程更长,辨识网络计算规模更大。

训练完成的神经网络辨识结果如图7所示。

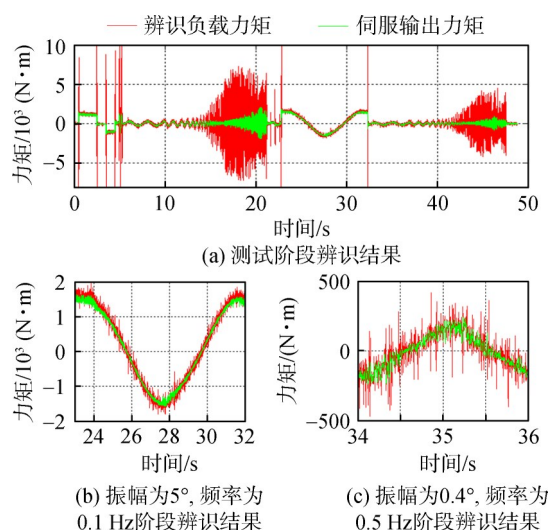


图7 基于小波分析预处理的神经网络对柔性喷管负载力矩的辨识结果

Fig.7 Identification results of load torque of flexible nozzle based on neural network preprocessed by wavelet analysis

根据图7可以看出,经过训练样本扩展输入的神经网络对负载力矩的辨识精度较高。低速摆动时,惯性力矩占比较小,伺服系统输出的驱动力矩近似等于喷管负载力矩,在0~13 s、23~41 s内的低速摆动阶段辨识精度较高,在振幅为 $5^\circ$ 、频率为0.1 Hz阶段平均辨识误差为 $21 \text{ N}\cdot\text{m}$ ,可以准确辨识出如图3所示的摆角-力矩回环曲线;高频摆动时,惯性力矩占比较大,且频率越高负载力矩越大,在其他时间内的快速摆动阶段,神经网络辨识出的负载力矩与通过式(1)解算得到的负载力矩相比的辨识平均误差低于 $50 \text{ N}\cdot\text{m}$ 。经过输入信息扩展之后,网络规模进一步增加,导致收敛速度较慢,训练时间约为200 s;此外,隐含节点数的增加使辨识网络的计算过程更加复杂,网络结构有待进一步优化。

### 3.3 基于遗传算法优化的辨识网络设计方法

上述方法初步实现了对喷管负载力矩的准确辨识,经过输入信息扩展的神经网络使用原信号和经过小波分析预处理的信号作为输入量,可以达到较高辨识精度,但网络规模过于复杂,导致辨识网络计算速度较慢。为提高辨识网络的计算速度,可采取缩减输入信息,减少网络节点,选择更加恰当的小波函数进行分析等措施优化网络,但如何合理选择网络规模,仍是有待解决的问题。

遗传算法是模拟自然界生物进化过程与机制来求解优化问题的一类自组织、自适应概率搜索算法。可用于解决辨识网络的优化问题。针对柔性喷管力矩特性的辨识问题,按照以下方式设计遗传算法:

#### 1) 编码方式

需要进行编码的基因为输入信息模式、输入信息维数和隐含层节点数。其中,输入信息模式代表的含义是在扩充为13维后的完整网络训练样本中,选择出一部分对辨识最有作用的信息。将其编为13位的二进制编码,其中对应的位数为1则代表选取相应的向量作为重新组成的网络训练样本,为0则不选取。输入信息维数和隐含层节点数分别设置相应的初始范围,并转化为4位的二进制编码。把所有的二进制编码串接起来,作为一个长的基因链码,代表了该个体中所包含的所有信息。

#### 2) 适应度函数设计

适应度函数是指导遗传算法搜索的重要信息,针对柔性喷管力矩特性的辨识问题,需综合考

考虑辨识精度和网络收敛速度,设计适应度函数对辨识网络进行评价,辨识精度越高,输入信息和隐含节点越少,则适应度越高。

按照式(8)计算每个个体的适应度 $f$

$$f = \left( \frac{k_f}{e} \right)^{\lambda_1} \cdot \left( \frac{\alpha}{j_i \cdot q} \right)^{\lambda_2} \quad (8)$$

$$e = \sum_{t=0}^T [y(t) - \hat{y}(t)]^2 \quad (9)$$

其中 $e$ 为辨识总误差,表示在测试时间内每一时刻的辨识误差平方之和, $j_i$ 为输入信息维数, $q$ 为隐含层节点数, $k_f$ 为辨识误差系数, $\alpha$ 为网络规模系数, $\lambda_1$ 、 $\lambda_2$ 为调整系数,通常设为 $(0, 1)$ 之间的值,通过调整 $\lambda_1$ 、 $\lambda_2$ 的比例,可以调整辨识误差和计算规模在适应度计算中所占的比例。

按照式(8)计算的适应度 $f$ 可以保证辨识精度越高及输入信息、隐含节点越少的网络适应度越高,但如何设置各比例系数还需进一步探讨。本文中将 $\alpha$ 设为最大输入信息维数和最大隐含层节点数的乘积, $\lambda_1$ 为1, $\lambda_2$ 为0.5。将网络的辨识误差和计算规模进行了综合比较,在尽量保证辨识精度的同时综合考虑了网络的计算时间。如果对计算实时性要求更高,可适当增大 $\lambda_2$ 的值,通过遗传算法能够得到收敛速度更快的辨识网络。

### 3) 遗传操作

首先根据需求设置遗传算法的迭代次数 $N_g$ ,种群规模 $M_g$ ,交叉概率 $P_c$ 和变异概率 $P_m$ ,并随机产生初始种群。根据个体基因进行解码,将输入信息维数和隐含层节点数转为十进制数并取整,作为辨识网络的初始化参数,据此设计辨识网络。并将输入信息模式解码为辨识网络训练样本选择的输入向量,对辨识网络进行训练。使用训练完成后的辨识网络对伺服系统输出力矩进行辨识并计算辨识误差,代入式(8)计算该个体的适应度。

遗传操作主要包括繁殖、交叉和变异。在每次迭代中,使用适应度比例法从当前种群中选择出部分个体作为重新繁殖的下一代群体。适应度比例法是通过每个个体与总体的适应度占比来衡量其优劣,适应度高的个体相比适应度较低的个体为下一代贡献一个或多个后代的概率更大。某个体 $A_i$ 被选中进行复制的概率 $P_i$ 为

$$P_i = f_i / \sum_{j=1}^{M_g} f_j \quad (10)$$

其中 $f_i$ 为 $A_i$ 的适应度, $\sum_{j=1}^{M_g} f_j$ 为种群中所有个体的

适应度之和。

产生在区间 $\left(0, \sum_{j=1}^M f_j\right)$ 的随机数 $N_{randi}$ ,并将满

足式(11)的第 $m$ 个个体加入到下一代种群。重复此过程,直至下一代中包含 $M_g$ 个个体,即完成了繁殖操作。

$$\sum_{i=1}^{m-1} f_i < N_{randi}, \quad \sum_{i=1}^m f_i \geq N_{randi} \quad (11)$$

交叉是两个个体重组的操作,以事先给定的交叉概率 $P_c$ 在种群中选择出几个个体进行交叉运算。随机取出要匹配的两个个体,然后以单点交叉方法互换这两个个体中的信息,产生一对新的个体。

变异是根据事先给定的变异概率 $P_m$ 在种群中选择出若干个体,对选中个体的二进制编码在需变异的数位上产生相反的数来取代原来的数进行变异运算。

经过 $N_g$ 代进化,获得适应度最好的一个或几个最优个体作为问题的最优解,即得到了更理想的神经网络结构,实现对系统辨识网络结构的最优化。基于遗传算法对柔性喷管力矩特性辨识网络进行优化的流程如图8所示。

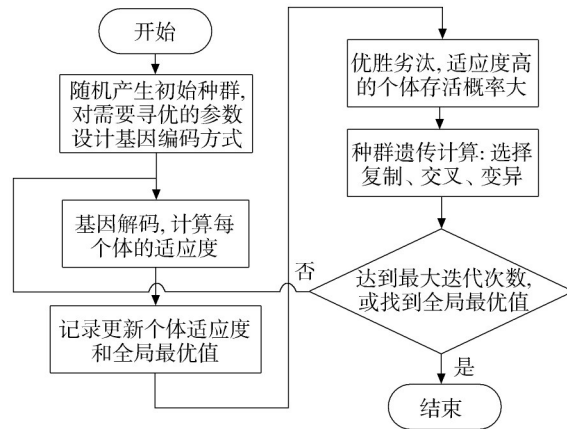


图8 基于遗传算法优化柔性喷管力矩特性辨识网络的流程

Fig.8 Procedure of optimizing the torque properties identification network of flexible nozzle based on genetic algorithm

使用遗传算法进行多次迭代计算后,得到了辨识网络的最佳输入信息和隐含层节点数,输入信息缩减至9维,神经元个数缩减为28个。据此设计辨识网络并对其进行训练,在100步之后网络逐渐稳定,与之前两种辨识方法相比,辨识误差更小,训练速度更快,且辨识网络计算规模有所简化。得到的最佳辨识网络对负载力矩的辨识结果

如图 9 所示。

从图 9 中可以看出,经过简化的神经网络辨识结果仍然较好,在振幅为 5°、频率为 0.1 Hz 的低速摆动阶段平均辨识误差为 18 N·m,网络训练时间较快,从 200 s 缩减至 100 s。缩减网络规模的同时也缩短了辨识网络的计算时间。3 种辨识网络的训练过程和网络收敛情况如图 10 所示。

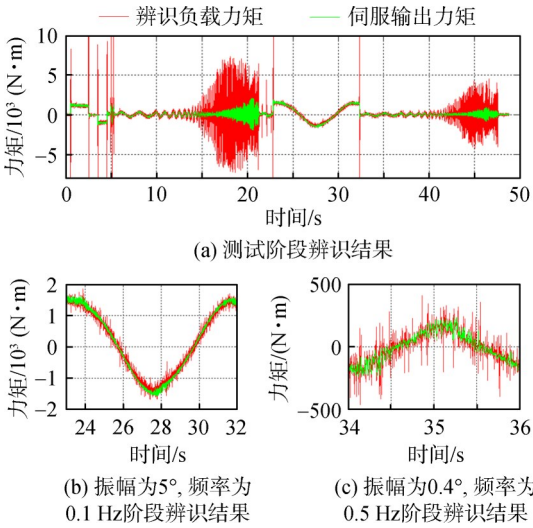


图 9 基于遗传算法优化的神经网络对柔性喷管负载力矩的辨识结果

Fig.9 Identification results of load torque of flexible nozzle based on neural network optimized by genetic algorithm

3.4 辨识效果验证

为验证基于遗传算法优化的神经网络模型的辨识精度,对同一套伺服系统与柔性喷管进行的另一次联合冷摆试验测试数据进行辨识,该项测试同时包括了 A、B 两个方向的摆动。由于系统不变,则发动机喷管摆动特性和推力矢量控制系统工作特性应保持一致,使用前文得到的神经网络应有良好的辨识效果,测试数据和辨识结果如图 11 所示。

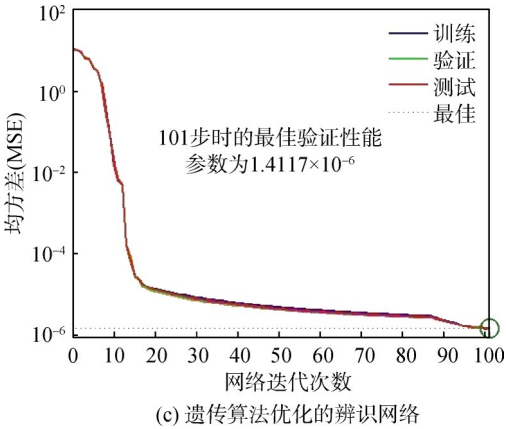
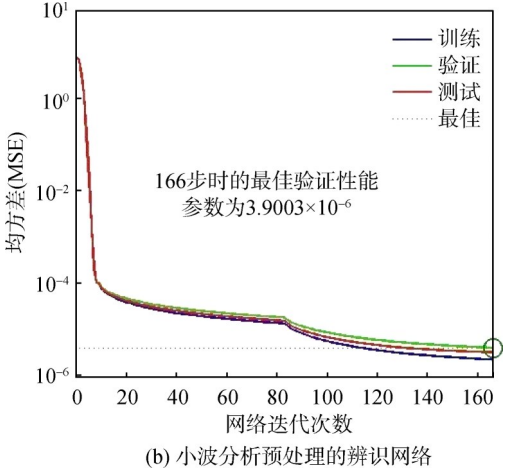
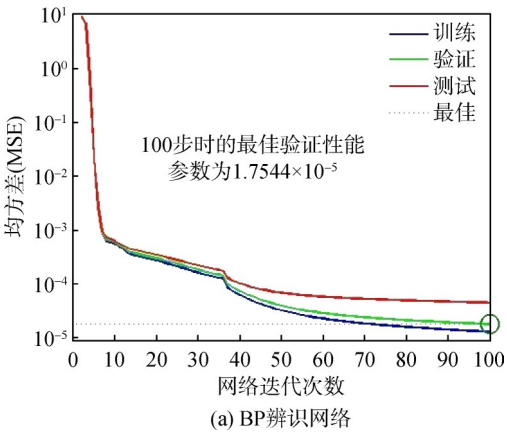


图 10 3 种辨识网络的训练过程

Fig.10 Training process of three identification networks

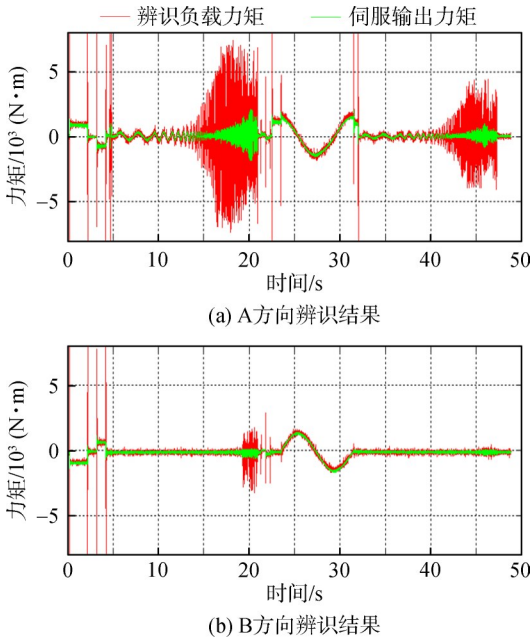


图 11 基于遗传算法优化的神经网络对联合试验数据的辨识结果

Fig.11 Identification results of joint experiment data based on neural network optimized by genetic algorithm

从图11中可以看出,使用优化后的辨识网络对采用典型测试信号的联试数据的低速摆动阶段辨识精度较高,在位置特性圆形合成阶段A方向平均辨识误差为 $22\text{ N}\cdot\text{m}$ ,B方向平均辨识误差为 $16\text{ N}\cdot\text{m}$ ,验证了该辨识方法的有效性。对辨识数据进行分析可得,弹性比力矩 $M_e=271\text{ N}\cdot\text{m}/(^{\circ})$ ;摩擦力矩 $M_f$ 在 $100\sim 200\text{ N}\cdot\text{m}$ 间变化;总比力矩 $M_t=313\text{ N}\cdot\text{m}/(^{\circ})$ 。辨识结果较为准确,能够体现弹性力矩比和摩擦力矩在典型测试信号激励下的变化,实现了在振幅和频率的连续域内辨识柔性喷管随运动状态变化的负载力矩,可作为主动加载负载模拟试验的典型载荷谱。

## 4 结 论

本文提出了一种基于小波神经网络的柔性喷管负载力矩分析方法,可以在推力矢量伺服系统的典型载荷谱内对不同频率和振幅激励信号对应的负载力矩进行辨识,对于低速摆动阶段的平均辨识误差为 $18\sim 21\text{ N}\cdot\text{m}$ ,对于快速摆动阶段的平均辨识误差低于 $50\text{ N}\cdot\text{m}$ 。该方法使用了小波分析方法对测试信号进行消噪与分解并作为神经网络训练的扩充样本,提高了辨识精度;并使用遗传算法进一步优化网络结构和规模,提高了网络的计算速度。

仿真结果表明,该方法可在典型载荷谱频率和振幅的连续域内预测负载力矩,扩展了基于摆角-力矩曲线计算力矩系数的传统辨识方法的应用范围,并进一步提高了辨识的计算速度。对柔性喷管力矩特性的准确识别可为主动加载负载模拟系统提供更接近真实特性的载荷谱,该辨识方法对于准确验证伺服控制性能,提高主动加载的负载模拟真实度具有重要意义。

## 参考文献:

- [1] 杨世学. 柔性喷管频响特性及传递函数的分析计算[J]. 推进技术, 1991, 10(5): 7-15.  
YANG Shixue. Analysis and calculation of the frequency response characteristics and transfer function of flexible joint nozzle[J]. Journal of Propulsion Technology, 1991, 10(5): 7-15. (in Chinese)
- [2] 刘志武. 柔性接头频率特性的计算方法研究[J]. 固体火箭技术, 1998, 21(4): 18-21.  
LIU Zhiwu. Study on calculation method of frequency characteristics of flexible joint[J]. Journal of Solid Rocket Technology, 1998, 21(4): 18-21. (in Chinese)
- [3] 史宏斌, 侯晓, 钟伟芳, 等. 固体发动机柔性喷管静态刚度和强度研究[J]. 宇航学报, 2001, 22(2): 45-50.  
SHI Hongbin, HOU Xiao, ZHONG Weifang, et al. Static stress and stiffness study of flexible nozzle in solid rocket motor[J]. Journal of Astronautics, 2001, 22(2): 45-50. (in Chinese)
- [4] 郑开发, 王超, 郝文强, 等. 柔性接头迟滞阻尼特性识别[J]. 航空动力学报, 2017, 32(2): 486-491.  
ZHENG Kaifa, WANG Chao, HAO Wenqiang, et al. Identification of flexible joint hysteresis damping characteristics[J]. Journal of Aerospace Power, 2017, 32(2): 486-491. (in Chinese)
- [5] 张晓光, 刘宇, 任军学, 等. 小型柔性接头推力矢量性能试验[J]. 航空动力学报, 2012, 27(12): 2836-2841.  
ZHANG Xiaoguang, LIU Yu, REN Junxue, et al. Experimental investigation of miniature flexible joint thrust vector characteristics[J]. Journal of Aerospace Power, 2012, 27(12): 2836-2841. (in Chinese)
- [6] 王超, 任军学, 郝文强, 等. 柔性接头有效摆心漂移特性[J]. 航空动力学报, 2014, 29(12): 2993-2999.  
WANG Chao, REN Junxue, HAO Wenqiang, et al. Characteristics of effective pivot point excursion for flexible joint[J]. Journal of Aerospace Power, 2014, 29(12): 2993-2999. (in Chinese)
- [7] 杨敬贤, 王超, 任军学, 等. 小型柔性接头力矩特性数值与试验研究[J]. 固体火箭技术, 2015, 38(4): 497-502.  
YANG Jingxian, WANG Chao, REN Junxue, et al. Numerical and experimental investigation on properties of miniature flexible joint torque[J]. Journal of Solid Rocket Technology, 2015, 38(4): 497-502. (in Chinese)
- [8] 苏浩, 任军学, 王雨玮, 等. 柔性接头摩擦特性与橡胶损耗模量相关性研究[J]. 固体火箭技术, 2017, 40(2): 164-168.  
SU Hao, REN Junxue, WANG Yuwei, et al. Study on the correlation between friction properties of flexible joint and loss modulus of rubber[J]. Journal of Solid Rocket Technology, 2017, 40(2): 164-168. (in Chinese)
- [9] 苏浩, 任军学, 郑开发, 等. 温度对小型柔性接头力矩特性的影响[J]. 航空动力学报, 2017, 32(4): 976-982.  
SU Hao, REN Junxue, ZHENG Kaifa, et al. Influence of temperature on torque properties of miniature flexible joint[J]. Journal of Aerospace Power, 2017, 32(4): 976-982. (in Chinese)
- [10] ZADEH L A. From circuit theory to system theory[J]. Proceedings of the Institute of Radio Engineers, 1962, 50(5): 856-865.
- [11] 王琳, 马平. 系统辨识方法综述[J]. 电力情报, 2001(4): 63-66.  
WANG Lin, MA Ping. Review on methods of system identification[J]. Information on Electric Power, 2001(4): 63-66. (in Chinese)
- [12] 徐小平, 王峰, 胡刚. 系统辨识研究的现状[J]. 自动化技术, 2007, 15: 112-116.  
XU Xiaoping, WANG Feng, HU Gang. A survey on system identification[J]. Techniques of Automation, 2007, 15: 112-

- 116.(in Chinese)
- [13] 许世景.神经网络在系统辨识中的应用研究[J].山西电子技术,2007,1:7-8.  
XU Shijing. Application of neural network in system identification[J]. Shanxi Electronic Technology, 2007, 1:7-8. (in Chinese)
- [14] 李秀英,韩志刚.非线性系统辨识方法的新进展[J].自动化技术与应用,2004,23(10):5-7.  
LI Xiuying, HAN Zhigang. Advances in nonlinear system identification[J]. Techniques of Automation and Applications, 2004, 23(10):5-7. (in Chinese)
- [15] 张广莹,邓正隆.小波分析在系统辨识中的应用[J].电机与控制学报,2002,6(1):64-67.  
ZHANG Guangying, DENG Zhenglong. Applications of wavelet analysis in system identification[J]. Electric Machines and Control, 2002, 6(1):64-67. (in Chinese)
- [16] 李小明.基于小波分析和遗传神经网络的模拟电路故障诊断[D].长沙:湖南大学,2012.  
LI Xiaoyu. Analog circuit fault diagnosis based on wavelet analysis and genetic neural network[D]. Changsha: Hunan University, 2012. (in Chinese)
- [17] 杨国军,崔平远,李琳琳.遗传算法在神经网络控制中的应用与实现[J].系统仿真学报,2001,13(5):567-570.  
YANG Guojun, CUI Pingyuan, LI Linlin. Applying and realizing of genetic algorithm in neural networks control[J]. Journal of System Simulation, 2001, 13(5):567-570. (in Chinese)
- [18] 张庆红,程国建.基于遗传算法的神经网络性能优化[J].计算机技术与发展,2007,17(12):125-127.  
ZHANG Qinghong, CHENG Guojian. Neural network optimization based on genetic algorithms[J]. Computer Technology and Development, 2007, 17(12):125-127. (in Chinese)

(编辑:王碧珩)