

神经网络在液体火箭发动机 健康监控中的应用*

国防科技大学 黄敏超** 冯 心 张育林

【摘要】 含有噪声的、正常和稳定的传感器数据训练 ART2 神经网络,用于液体火箭发动机(LRE)故障检测。每个传感器连续窗的功率谱输入 ART2 神经网络进行学习,试验学习好的神经网络,验证其能否有效地检测出发动机故障以及故障发生时间。传感器数据来自某变推力液体火箭发动机地面试车 RS61。试验结果表明,神经网络显示的故障发生时间与试车后专家分析的故障开始时间相符。

关键词: 液体火箭发动机 神经网络 故障检测

1 前 言

由贮箱、管路、自动器、涡轮泵和推力室等组成的液体火箭发动机是一个非常复杂的系统,其健康监控必须基于发动机上大量点的传感器测量。发动机习性中的异常状态将引起性能波动(因而实测传感器数据振动),这些振动将持续到发动机破坏,除非关机或采取修正措施。我们所做工作的目的就是在传感器数据异常振动还是很微弱时,尽可能早地自动检测出发动机异常状态。故障早期检测的主要挑战在于传感器数据中有噪声的影响。发动机稳定工作时的噪声是由发动机本身的随机振动、传感器测量时引入的噪声以及数据传输到记录器过程中引入的噪声等合成。由于噪声的引入,使得从发动机稳定正常工作状态检测异常振动变得极其困难。发动机故障检测的挑战还在于有大量可能发生的故障,现在仅知到很小一部分故障的特征,而且只有某些故障曾被观测到。

由于人工神经网络分布性、容错性和非线性等明显优点,以及并行硬件实现的诱人前景,人工神经网络技术应用于 LRE 健康监控受到极大关注^[1]。ART2 是按照自适应谐振理论构成的自组织神经网络,它对非平稳的、不可预测的环境具有自稳定、自组织和弹性应变的能力^[2],正是由于这些主要优点,本文选用 ART2 神经网络来检测发动机故障。

2 故障检测系统

故障检测系统网络见图 1。

2.1 FFT 预处理

通常基于某一个时变点,微弱异常信号是检测不出来的,必须基于一定时间间隔内的数据

1993 年 1 月收到,1993 年 4 月收到修改稿。 * 本文系国家自然科学基金资助项目。

** 湖南省长沙国防科技大学一系研究生队 91 级 410073

模式,例如开一个瞬变数据窗。如果考虑的模式是时变的,数据窗每一个开始时间都须加以分析,这将使计算非常昂贵,并减少实时检测的最终可行性。为了减轻计算负担,对选择的瞬变窗进行时不变转变。很显然,最佳的候选方法是快速傅氏变换。不管在什么情况下,传感器数据 FFT 预处理都是必要的。因为传感器数据中的异常状态总是发生在与涡轮泵转轴和轴承的转数相联系的很窄频率范围内。

本文分析了变推力液体火箭发动机热试车燃烧室压力传感器数据 RS61。开了一个矩形窗,选用基数为 2,按时间抽取进行快速傅氏变换,估计功率谱大小。

2.2 ART2 神经元网络

ATR2 是一个无教师学习的神经元网络,这里用其来检测 LRE 故障。ART2 网络计算输入功率谱与权系数的欧氏距离,并检出欧氏距离为最小的那个点。另外,有一个在训练时打开,检测时关闭的学习算法。对于每一个输入数据窗,学习算法对其功率谱进行聚类分析,形成 ART2 网络的权系数,并且适时修正网络权系数,即最新权系数是由输入功率谱和权系数的差别修正而来。ART2 网络算法如下: (1) 将所有的输出节点 j 激活, $j = 1, 2, \dots, J$, J 为输出节点总数。(2) 输入节点处输入任一模式 $X = \{x_i\}$, $i = 1, 2, \dots, I$, I 为输入模式维数。(3) 计算欧氏距离: $ED_j = \sum_i (b_{ji} - x_i)^2$, b_{ji} 为第 j 个输出节点与第 i 个输入节点之间的权系数。(4) 求出满足 $ED_j < ED_k$, $k = 1, 2, \dots, J$, $k \neq j$, 的 j 。(5) 若 $ED_j \leq \theta$ 转第 6 步, 否则, 转第 7 步。其中, θ 称为阈值。(6) X 属于目前与它最相似的存储模式, 将权系数更新: $b_{ji}(n+1) = \eta \cdot b_{ji}(n) + x_i / (n+1)$, 转第 2 步。其中 n 为权系数修改次数。(7) X 不属于目前与它最相似的存储模式, 建立一个以 X 为特征的权系数, 并置此权系数的 n 为 1, 转第 2 步。

2.3 故障检测系统的实施步骤

图 1 的系统可以由下列几个步骤予以实现: (1) 对时序窗的试验数据进行快速傅氏变换, 并转换成功率谱密度。(2) 若可获得正常稳定传感器数据, 给神经网络一个估计的初始系数, 正常状态下的功率谱不断输入 ART2 神经元网络, 并且适时修正权系数, 形成代表 LRE 正常状态的权系数。(3) 若已知传感器故障数据, 同理可形成某故障的权系数。(4) 连续窗的试验数据输入训练好的 ART2 神经网络, 得到反映某一窗输入数据状况的输出结果。(5) 在 ART2 神经网络训练时, 不断调整阈值。另外, 阈值也可根据正常稳定数据的均值和方差来选择。

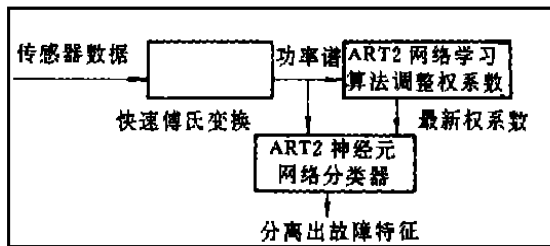


图 1 故障检测系统网络

3 实 验

本文考虑的变推力液体火箭发动机由推力室、可变截面喷注器、挤压式推进剂供应系统、流量调节元件及控制系统组成。热试车 RS61 有一个工况由于燃烧室燃烧不稳定出现振动, 而等值的另一个工况正常。选用等值正常工况下的燃烧室压力数据训练神经网络, 然后用其来检测振动。变推力 LRE 不稳定工况的功率谱输出见图 2(a), 正常功率谱见图 2(b)。神经元

网络模拟结果表明,当阈值取在 26.0 以上时,神经网络全报正常,不能用于检测故障。阈值取为 3.0~25.0 时,神经网络发现了该发动机在启动 10.09~10.20s 后的故障,这和专家分析故障发生时间为 10.07s 相一致。从图 2 知,此时 LRE 正处于变工况状态,如果将变工况作为一种广义故障,这就验证了神经网络用于故障检测的有效性。阈值取为 2.0 时,神经网络检测出大振动。从以上可看出,阈值是神经网络最重要结构参数之一,阈值选大了,ART2 网络不能检测故障,小了可能误报 LRE 正常工作状态。综合上述,我们开了一个 16 数据 FFT 窗口,阈值选为 5.0 时,ART2 神经网络用于破坏性故障检测;阈值选为 2.0 时,用于异常振动检测。

结论 用于发动机实时检测的神经网络方法验证以下结论: (1) 神经网络可以包含有噪声的数据来训练。特别是在强噪声环境中,人工神经网络用于故障检测比其它技术更有威力。(2) ART2 神经网络可以通过学习正常传感器数据的特征来检测故障,而其它技术必须基于预先已知的传感器故障数据特征。如果传感器中有不可预知的特征,用 ART2 网络也能潜在地检测出来。(3) 由于神经网络算法固有并行性,可用并行硬件实现,因此神经网络很有希望用于 LRE 地面试车或上天飞行实时故障检测。

参 考 文 献

- 1 Whitehead B, Ferber H, Ali M. Neural Network Approach to Space Shuttle Main Engine Health Monitoring. AIAA 90-2259
- 2 Gail A. Carpenter and Stephen Grossberg. Distributed Hypothesis Testing, Attention Shifts, and Transmitter Dynamics During the Self-organization of Brain Recognition Codes. H. G. Schuster. Nonlinear Dynamics and Neuronal Networks: 305~338

(责任编辑 王庆康)

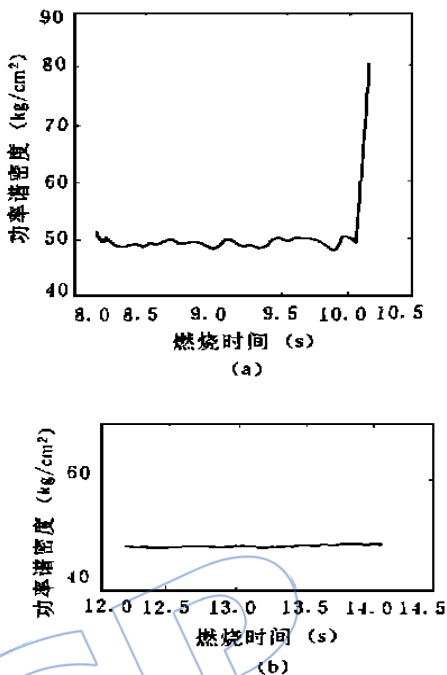


图 2 16 数据 FFT 窗功率谱密度
(a) 不稳定工况 (b) 正常工况

STUDY ON EXISTENCE AND UNIQUENESS OF SIMILARITY TRANSFORMATION IN CASCADE

Zhu Niangou (*South China University of Technology*)

Xu Liping (*Beijing University of Aeronautics and Astronautics*)

ABSTRACT

Based on the similarity theory and two-dimensional potential equation, the existence of similarity transformation in a cascade at different inlet Mach numbers has been considered. It has been shown that only for linearized two-dimensional flows there exists an exact similarity. In the case of full disturbance, only approximate similarity can be found. The uniqueness of similarity transformation in accordance with inlet Mach number has been also considered. The conclusion provides some theoretical basis for similarity transformation.

MISMATCH ANALYSIS BETWEEN COMPRESSOR STAGES

Miao Houwu and Liu Jianhua

(*Shenyang Aeroengine Research Institute*)

ABSTRACT

A new three-stage compressor has been made by scaling up a two-stage transonic compressor and adding a third stage in order to enhance its mass flow and pressure ratio. Its tests show that serious flow mismatch exists between second stage and third stage. Factors for the flow mismatch are found out as effect of scaling up coefficient on flow block factor, variation of its rotor blade airfoil section stagger angles due to centrifugal force and the unsteady effect for supersonic blading with low aspect ratio. Owing to above mentioned three factors, the flow capacity of third stage is increased by 6.3%. Tip-cut of the third stage demonstrates that the flow-path-area of the third stage is reduced to 93.7% and modified three-stage compressor has good flow match between the second stage and third stage, as a result its surge margin is enhanced by 5.8%.

EXPERIMENTAL INVESTIGATION OF A SINGLE-SIDE SLOPE-SLOTTED ATOMIZER

Qu Benquan (*CAAC Flight College*)

ABSTRACT

A single-side slope-slotted atomizer has been constructed for single-side atomization. The experimental investigation has been carried out on flow pattern and flow resistance of this atomizer. The feature of its low total pressure loss is testified. The information on its atomization field has been collected, from which its atomization characteristics of single-side atomizing field and its fuel atomization density distribution are obtained. It is shown, that this atomizer is one of better atomizers for an afterburner of turbofan aeroengine.

NEURAL NETWORK APPROACH TO LIQUID ROCKET ENGINE HEALTH MONITORING

Huang Minchao, Feng Xin, Zhang Yulin

(*National University of Defense Technology*)

ABSTRACT

An ART2 (Adaptive Resonance Theory) neural network was trained to detect failures in a liquid rocket engine (LRE) from noisy normal steady-state sensor data. Power spectra of successive windows of individual sensor data were presented to an ART2 neural network to learn. The trained network was then tested to verify its effectiveness of failure detection and failure onset detection. Sensor data were collected from ground tests RS61 of the variable thrust LRE. The test results show that detected by the neural network corresponds with that the failure onset determined by experts from their post-test analyses.