

# 基于神经网络的液体火箭发动机 泄漏检测方法

王志武

(西安航天动力试验技术研究所, 陕西 西安 710100)

**摘 要:** 针对液体火箭发动机在热试车过程中出现的推进剂泄漏现象进行了分析, 提出采用神经网络法对发动机相关参数进行检测, 以发现发动机在工作过程中的推进剂泄漏。研究结果表明, 利用神经网络实现推进剂泄漏的及时检测是可行的。

**关键词:** 神经网络; 液体火箭发动机; 泄漏检测

中图分类号: V434

文献标识码: A

文章编号: (2005)01-0055-04

## Detection method for liquid propellant rocket engine leakage based on NN

Wang Zhiwu

(Xi'an Aerospace Propulsion Test Technique Institute, Xi'an 710100, China)

**Abstract:** The phenomenon of propellant leakage during liquid propellant rocket engine hot test was analyzed. The method based on NN (neural network) was presented to analyze correlated parameters for propellant leakage detection during rocket engine operation. Its feasibility was proved by application in leakage detection.

**Key words:** neural network; liquid propellant rocket engine; leakage detection

### 1 引言

在航天领域, 推进系统的高可靠性要求得到了普遍重视与关注。液体火箭发动机已经广泛应用于运载火箭的主推进系统与姿态控制动力系

统, 其工作可靠性尤其得到了重视。由于液体火箭发动机是复杂的流体—热动力装置, 以能量的高密度释放和工作状态处于极限条件为其基本特征。因此, 对液体火箭发动机的工作过程进行检测、诊断与监控就显得非常迫切和必要, 根据故障检测的结果对发动机采取紧急关机措施, 从而

收稿日期: 2004-10-05; 修回日期: 2004-10-15。

作者简介: 王志武 (1970—), 男, 高级工程师, 研究领域为液体火箭发动机故障检测和诊断。

避免灾难性试验事故的发生,有效保护价值昂贵的发动机和地面试验设施。在液体火箭发动机地面工作过程中出现推进剂泄漏是很危险的情况,应引起足够的重视。

目前,进行推进剂泄漏检测的方法有两类:一类是参数模型法,利用观测到的历史数据,作一定的假设构造解析模型,然后通过对模型参数的估计得到相应的预报值。缺点是如果构造的模型与实际不符,这类方法的性能就很差。另一类是非参数模型法,不需要事先构造预报对象的模型,应用范围比参数模型法更为广泛。神经网络是一种典型的非参数模型法。

## 2 人工神经网络

人工神经网络是一种能够模仿生物脑结构和功能的信息处理系统,作为一门高度综合的交叉学科,它的研究和发展涉及到神经生理科学、数理科学、信息科学和计算机科学等众多学科领域。人工神经网络同样可以作为一种新的模式识别技术或新的知识处理方法,在设备故障诊断领域显示了极大的应用潜力。

神经网络用于推进剂泄漏的检测具有以下优点:(1)可以实现输入和输出的任意非线性映射;(2)大规模并行结构与信息的分布式存储和并行处理,特别适用于快速处理大量的并行信息;(3)具有良好的自适应性和较强的学习、记忆、联想、识别功能,可以根据环境提供的信息,自动进行联想、记忆及聚类等方面的学习,也可以在指导下完成特定的任务,从而达到自我完善;(4)具有很强的容错性,当外界输入到神经网络中的信息存在某些局部错误时,不会影响到整个系统的输出性能。一般情况下,人工神经网络的局限性主要在于训练过程很长,为了得到一个理想的效果,要经过多次试验才能确定一个理想的网络拓扑结构。

在众多神经网络中,尤其以基于 BP 算法的多层感知器神经网络理论最坚实,应用最广泛且最成功,图 1 是一个典型的带有隐层的多层前馈模

型。多层前馈神经网络模型及其反向传播算法的训练过程包括网络内部的前向计算和误差的反向传播,其目的就是通过调节网络内部连接权使网络误差最小化。对于多层前馈网络中输入层与隐层之间、隐层与输出层之间的连接权通过反向误差传播(BP)学习算法来调节。目前,在人工神经网络的实际应用中,绝大部分的神经网络模型是采用 BP 网络和它的变化形式,它也是前向网络的核心部分,并体现了人工神经网络最精华的部分。本文在进行发动机推进剂泄漏的检测时,采用 BP 神经网络。

## 3 神经网络训练数据集的建立

### 3.1 检测参数选取和数据获得

根据液氧/煤油发动机工作原理,燃料由发动机进口经过预压泵后进入燃料一级泵,其中一部分燃料进入燃料二级泵,随后经过流量调节器进入燃气发生器喷注器前,因而监测参数取为发生器喷注器前燃料压力  $p_1$ 、以及发动机燃料流量  $q_m$ 、发动机进口燃料压力  $p_i$ 、燃料一级泵后压力  $p_2$  和燃料二级泵后压力  $p_3$ 。参数  $p_1$  和其他参数间存在复杂的非线性关系,即

$$p_1 = f(p_i, q_m, p_2, p_3)$$

由于缺乏有效的数学工具对这一非线性关系进行建模,所以需要更多地依靠从试验数据中提取信息,这样,可以采用神经网络方法建立输入参数和输出参数之间的非线性辨识模型。利用该模型估计发动机在工作时关键监测参数的期望值,通过对实际测量值与期望值之间的误差进行检验而做出故障决策。由此可知,建立参数间的非线性辨识模型是解决该问题的核心。

训练样本的获取来源于发动机在进行地面试验时正常工作的数据,采样时间间隔为 10ms。

### 3.2 样本数据的预处理

如果对神经网络输入输出原始数值进行归一化处理,神经网络训练过程的效率将更高。训练样本数据的归一化处理采用如下公式:

$$P_n = (P - p_{\text{mean}}) / p_{\text{std}} \quad (1)$$

$$T_n = (T - t_{\text{mean}}) / t_{\text{std}} \quad (2)$$

其中,  $P$ 、 $P_n$  分别为归一化前、后的网络输入数据矩阵,  $p_{\text{mean}}$  和  $p_{\text{std}}$  分别为原始数据  $p$  的均值和方差;  $T$ 、 $T_n$  分别为归一化前、后的网络输出数据,  $t_{\text{mean}}$  和  $t_{\text{std}}$  分别为原始数据  $T$  的均值和方差。

另外为了提高网络的训练效率, 对归一化后的输入数据矩阵  $P_n$  进行主元分析变换, 以消除各输入矢量间的相关性。在变换后的矩阵中, 被保留的部分矢量占有原始数据矩阵的大部分能量, 保存了原始数据的大部分信息, 而省略了只占有原始数据小部分能量的部分矢量, 最小能量比例系数取为 0.02。

### 3.3 数据融合的神经网络算法与模型

典型的 BP 网络是一个三层全连接的前馈网络, 标准的 BP 算法是一种最快下降静态寻优算法, 利用网络误差平方和对网络层输入的导数来调整修正其权值, 从而降低目标函数值。但是在实际应用中, 上述算法的收敛速度太慢, 即使是一个比较简单的问题, 也需要成百上千次的学习才能够收敛。另外, 标准 BP 算法不能保证收敛到全局最小点。

本文采用 Levenberg-Marquardt 优化方法。Levenberg-Marquardt 算法具有二阶收敛速度, 网络权值的计算公式为:

$$X_{k+1} = X_k - [J^T J + \alpha I]^{-1} J^T e \quad (3)$$

上式中  $J$  为网络误差对权值微分的 Jacobian 矩阵;  $e$  为误差向量;  $\alpha$  是一个标量, 当  $\alpha$  很大时, 上式就接近于梯度法; 当  $\alpha$  很小时, 上式就变成 Gauss-Newton 法。由于 Gauss-Newton 法在接近目标时, 收敛更快更精确, 因此目标函数减少时,  $\alpha$  值减少; 而目标函数增加时,  $\alpha$  值增加。以这样的方式, 在迭代过程中, 目标函数将一直减少。

在训练过程中, 为提高编程效率, 采用

MATLAB 语言工具箱建造 BP 网络。选用四层结构的 BP 网络, 以发动机进口压力的归一化值  $\bar{P}_1$ 、发动机燃料一级泵出口压力的归一化值  $\bar{P}_2$ 、二级泵出口压力的归一化值  $\bar{P}_3$  以及燃料流量的归一化值  $\bar{q}_m$  作为神经网络的输入, 以发生器燃料喷注器前压力的归一化值  $\bar{P}_4$  作为网络的输出。通过反复试验, 最后确定网络结构为 4-20-10-1, 如图 1 所示。

隐层神经元的输出分别采用 Sigmoid 函数:

$$j(v) = \frac{1}{1 + \exp(-v)} \quad (4)$$

和双曲正切函数:

$$J(v) = \frac{1 - \exp(-v)}{1 + \exp(-v)} \quad (5)$$

网络输出层采用线性函数。

为提高网络的推广能力, 防止网络在训练过程中出现过拟合的情况, 可以使用带噪声的数据训练网络或采用正则化 (Normalization) 等方法, 本文采取了提前停止方法。将具有相同分布的数据分为三部分: 训练数据、验证数据和测试数据, 数据量分别为总数据量的 50%、25% 和 25%。在训练过程中, 验证误差增大时训练过程停止, 网络的权值和阈值恢复到验证误差最小时的状态。

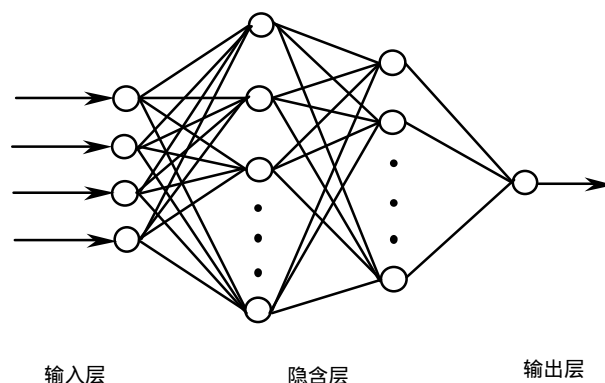


图 1 压力传感器数据融合的神经网络结构

Fig.1 The back-propagation network for pressure sensor data fusion

## 4 神经网络的融合结果及评价

为验证神经网络进行推进剂泄漏检测方法的有效性,利用训练好的神经网络对发动机正常工作和异常工作状态下的数据进行计算,将被测压力的融合值和实测值进行比较。

由比较结果可以得出,在发动机正常工作情况下,发生器燃料喷注器前压力的实测值和融合值非常接近,而在发生器燃料供应管路发生泄漏的情况下,喷注器前压力的实测值和融合值在泄漏开始时即出现偏差,随着试验时间的持续,该偏差越来越大。

由此可知,采用神经网络对发动机试验数据进行融合处理,可以准确及时地检测出在发动机试验过程中出现的推进剂泄漏情况。当然,训练好的神经网络在应用过程中还要不断学习,以进一步提高其准确度和推广能力。

## 5 结论

本文以发生器燃料供应管路为例,采用神经网络融合技术进行检测,结果表明该方法能有效地达到预期目的。随着相关工作的持续开展,采用神经网络融合技术可实现对发动机工作过程的实时监测,以提高发动机工作的可靠性和安全性。

### 参考文献:

- [1] 许东,吴钲.基于 MATLAB6.X 的系统分析与设计-神经网络[M].西安:西安电子科技大学出版社,2002.
- [2] 王江萍.机械设备故障诊断技术及应用[M].西安:西北工业大学出版社,2000.
- [3] 阎平凡,张长水.人工神经网络与模拟进化计算[M].北京:清华大学出版社,1999.

(编辑:侯 早)

\*\*\*\*\*



## 欧洲最大推力火箭发射首获成功

格林尼治时间 2 月 12 日 21 时 03 分,欧洲阿里安 5-ECA 型火箭携带两颗卫星,从法属圭亚那的库鲁航天发射中心顺利升空。这也是欧洲生产的最大推力火箭发射首次获得成功。

阿里安 5 型火箭是欧洲生产的大推力系列火箭,经过改进的阿里安 5-ECA 型火箭载重能力达到 10 吨,被阿里安空间公司视为未来的主力火箭。此前,除最大推力的 ECA 型外,其它阿里安 5 型火箭已多次成功发射。