

文章编号: 1001- 2486(2010) 01- 0011- 05

# 基于云- 神经网络的液体火箭发动机故障检测方法\*

黄 强, 吴建军

(国防科技大学 航天与材料工程学院, 湖南 长沙 410073)

**摘 要:** 根据故障检测原理, 研究和实现了基于云- 神经网络的液体火箭发动机故障检测方法。根据训练结果、测试结果和故障检测结果可以看出, 云- 神经网络用于液体火箭发动机的故障检测是可行的, 经过历次试车数据验证, 该方法没有误报警和漏报警。

**关键词:** 云模型; 云- 神经网络; 液体火箭发动机; 故障检测

**中图分类号:** V434 **文献标识码:** A

## Fault Detection Method Based on Cloud- neural Network of Liquid- propellant Rocket Engine

HUANG Qiang, WU Jian- jun

(College of Aerospace and Material Engineering, National Univ. of Defense Technology, Changsha 410073, China)

**Abstract:** The fault detection method based on cloud- neural network of LRE (liquid- propellant rocket engine) is studied and realized with fault detection principle. The training results, testing results and fault detection results of the method are given. The method is validated by historical test data. There is no false alarm and missing alarm during testing and validation.

**Key words:** cloud model; cloud- neural network; liquid- propellant rocket engine; fault detection

液体火箭发动机的故障检测具有一定的模糊性, 而表征发动机性能的各参数在测量采集过程中由于测量环境和测量设备的影响, 总是存在随机性的采集误差。因此, 研究建立有机集成模糊性和随机性的液体火箭发动机故障检测与诊断方法, 具有很强的理论和现实意义。

在人工智能领域, 对知识和推理的不确定性主要分为模糊性和随机性。作为处理模糊性问题的主要工具, 模糊集理论用隶属度来刻画模糊事物亦此亦彼的性质。然而, 一旦用一个精确的隶属函数来描述模糊集, 模糊概念就被精确化了, 此后, 在概念的定义、定理的叙述及证明等数学思维环节中, 就不再有一丝的模糊性了。针对这一问题, 李德毅在传统模糊集理论和概率统计的基础上提出了定性定量不确定性转换模型——云模型<sup>[1]</sup>, 并以云模型为基础经过系统研究和发展形成了云理论, 包括云模型、虚云、云运算、云变换、不确定性推理等内容。

人工神经网络方法因其能模仿人脑的思维, 并具有联想、记忆和很强的数据处理能力, 在故障检测领域中的应用越来越广泛。

## 1 云模型

### 1.1 云的基本概念

云是用语言值描述的某个定性概念与其数值表示之间的不确定性转换模型, 或者简单地说, 云模型是定性定量间转换的不确定性模型。

云的几何形状对理解定性与定量间转换的不确定性有很好的帮助。首先, 所有  $x \in U$  到区间  $[0, 1]$  的映射是一对多的转换,  $x$  对于  $T$  的隶属度是一个概率分布而非固定值, 从而产生了云, 而不是一条明

\* 收稿日期: 2009- 09- 28

基金项目: 教育部“新世纪优秀人才支持计划”项目(NCET- 06- 09278)

作者简介: 黄强(1982-), 男, 博士生。

晰的隶属曲线。第二,云由许许多多的云滴组成,一个云滴是定性概念在数量上的一次实现,各云滴可能无足轻重,不同的时刻产生的云的细节可能不尽相同,但云的整体形状反映了定性概念的基本特征。云滴的分布类似天上的云,远看有明确的形状,近看没有确定的边界,这就是用“云”来命名的原因。第三,云的数学曲线(Mathematical Expected Curve, MEC)从模糊集理论的观点来看是其隶属曲线。第四,云的“厚度”是不均匀的,腰部最分散,“厚度”最大,而顶部和底部汇聚性好,“厚度”小。云的“厚度”反映了隶属度的随机性的大小,靠近概念中心或远离概念中心处隶属度的随机性较小,而离概念中心不近不远的地方隶属度的随机性大,这与人的主观感受相一致。

## 1.2 云的数字特征

云的数字特征用期望值  $Ex$  (Expected Value)、熵  $En$  (Entropy)、超熵  $He$  (Hyper Entropy) 3 个数值来表示。

期望值  $Ex$  是概念在论域中的中心值,是最能代表这个定性概念的值,换句话说,它 100% 地隶属于这个定性概念。

熵  $En$  是定性概念模糊度的度量,反映了在论域中可被这个概念所接受的数值范围,体现了定性概念亦此亦彼的裕度。熵越大,概念所接受的数值范围也越大,概念越模糊。

超熵  $He$  可谓熵  $En$  的熵,反映了云滴的离散程度。超熵越大,云滴离散度越大,隶属度的随机性越大,云的“厚度”也越大。

可见,云模型的 3 个数字特征值把模糊性(定性概念的亦此亦彼型)和随机性(隶属度的随机性)完全集成到一起,构成了定性和定量相互间的映射,因而可作为不确定性知识表示的基础。

## 1.3 云发生器

云的生成算法可以用软件的方式实现,也可以固化成硬件实现,称为云发生器(Cloud Generator)。由云的数字特征产生云滴,即实现从定性到定量的转换,称为正向云发生器。上面的云生成算法即为正向云发生器算法。

云可以根据不同的条件来生成。在给定论域中特定数值  $x$  的条件下的云发生器成为  $X$  条件云发生器,给定特定隶属度值  $\mu$  的条件下的云发生器成为  $Y$  条件云发生器。 $X$  条件云发生器生成的云滴位于同一条竖直线上,横坐标数值均为  $x$ ,纵坐标隶属度值呈概率分布。 $Y$  条件云发生器生成的云滴位于同一条水平线上,被期望值  $Ex$  分成左右两组,纵坐标隶属度值均为  $\mu$ ,两组横坐标数值分别呈概率分布。两种条件云发生器是运用云模型进行不确定性推理的基础。

给定正态云的 3 个数字特征值( $Ex, En, He$ ), 可以通过算法生成由任意个数云滴组成的正态云。给定符合某一正态云分布规律的一组云滴作为样本( $x_i, \mu_i$ ), 产生云所描述的定性概念的 3 个数字特征值( $Ex, En, He$ ), 即从定量到定性的转换,其软件或硬件实现称为逆向云发生器。正向云发生器和逆向云发生器相结合,可实现定性与定量的随时转换<sup>[2-4]</sup>。

## 2 云-神经网络

在对已有的神经网络结构进行深入研究的基础上,本文将云模型和神经网络结合而得到的神经网络结构是一个五层的神经网络结构,如图 1 所示。在网络中,有  $m$  个输入,  $n$  个输出,五层分别是输入层、云化层、隐含层、逆云化层和输出层。在云化层使用的是  $X$  正态云发生器,而在逆云化层使用的是  $Y$  正态云发生器,在隐含层使用连续可导的传递函数。

由图 1 可知,在云化层和逆云化层中,各节点都要用到相应参数的数字特征值,因此在对网络进行训练之前,需要先求出各参数的数字特征值,这时使用的是基于  $X$  信息的逆云算法。

在学习过程中,使用的误差反向传播算法。假设云-神经网络的输入为  $P$ , 输出为  $T$ , 仿真输出为  $Y$ , 隐含层节点为  $k$  个, 隐含层传递函数为  $f$ 。

由上述推导可看出,在云化层,使用  $X$  正态云发生器,根据输入参数数据,输出为其相应的隶属度;而在逆云化层,使用  $Y$  正态云发生器,将隶属度转换为实际的输出数据。在五层网络结构中,继续采用

了传统神经网络结构中的权值和阈值概念,加强了网络的学习能力和记忆能力,提高了网络的辨识精度,并且该网络结构能够满足多输入多输出复杂系统的要求,实用性更强。因此,这种方法结合了模糊性和随机性,以及神经网络的结构自身的特点,从而改善了系统的性能。

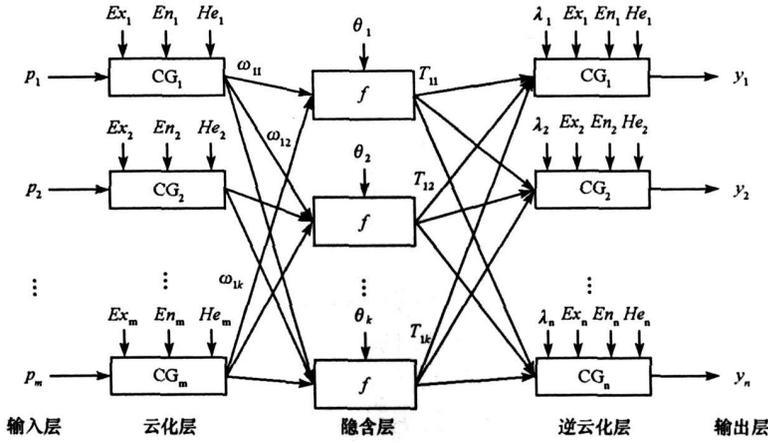


图1 云模型神经网络结构

Fig. 1 Structure of cloud neural network

### 3 基于云-神经网络的液体火箭发动机故障检测

#### 3.1 故障检测原理

基于云-神经网络的系统故障检测与故障诊断过程为:首先利用逆向云算法,通过对参数的分析,使用各参数数据,得到各个参数的云模型数字特征值;再使用参数数据进行训练,得到用于进行故障检测与故障诊断的网络结构;然后再使用其余的参数数据对已得到的网络结构进行验证和考核。

为了判断发动机是否发生工作异常,在云-神经网络故障检测中,定义了一个实时故障检测值  $See$ <sup>[5-6]</sup>:

$$See = \sum_{i=1}^n \frac{1}{n-1} (y_i - y_{si})^2$$

式中,  $n$  为输出参数个数,  $y$  为测量参数,  $y_s$  为神经网络仿真输出。

当使用正常数据对网络进行训练,得到训练精度和推广性能均较好的网络结构后,再使用其他的正常数据代入神经网络结构中进行计算。首先将已采集得到的  $t$  时刻的值  $y(t)$  作为输入,神经网络仿真输出为  $y_s(t)$ ,然后将  $y_s(t)$  与采集得到的  $t+1$  时刻数据  $y(t+1)$  相比较,计算得到该时刻点的实时故障检测值,再对其进行统计分析,得到检测阈值  $Sm$ ,实时检测值  $See$  和检测阈值  $Sm$  均为无量纲单位,检测阈值由其均值加上方差的若干倍构成。具体的故障检测逻辑如下:

若  $See < Sm$ , 则发动机工作正常;

若  $See \geq Sm$ , 则发动机工作异常。

此外,由于在发动机实时运行过程中,其采集得到的数据有可能存在野点,因此,为了提高故障检测的可靠性,引入连续性检测原则。即在故障检测时,若没有出现实时检测值超越阈值的情况,则发动机工作正常,只有当连续有3个时刻点发现发动机工作异常,才能由此判定推进系统出现故障。

因此,基于云-神经网络的液体火箭发动机故障检测机制如下:

(1) 若系统在  $t-1$  时刻工作正常,将  $t-1$  时刻的值  $y(t-1)$  作为云-神经网络输入,神经网络仿真输出为  $y_s(t-1)$ ;

(2) 将神经网络仿真输出  $y_s(t-1)$  与系统  $t$  时刻数据  $y(t)$  相比较,计算得到该时刻点的实时检测指标  $See(t)$ ;

(3) 若  $See(t) < Sm$ , 则发动机此时工作正常;若  $See(t) \geq Sm$ , 则发动机此时工作异常,发动机数据

已不可靠,不能再使用  $t$  时刻数据  $y(t)$  作为云-神经网络的输入,而应继续使用前一正常工作时刻点  $t-1$  的数据  $y(t-1)$  作为输入,计算神经网络仿真输出  $y_s(t)$ ;

(4) 将神经网络仿真输出  $y_s(t)$  与系统  $t+1$  时刻数据  $y(t+1)$  比较,计算得到该时刻点的实时检测指标  $See(t+1)$ ;

(5) 若此时  $See(t+1) < S_m$ ,则发动机工作正常,此时就不应再使用系统  $t-1$  时刻的值  $y(t-1)$  作为输入,而应使用发动机  $t+1$  时刻数据  $y(t+1)$  作为神经网络的输入,进行下一次的循环计算;若此时  $See(t+1) \geq S_m$ ,则发动机工作异常, $t+1$  时刻数据  $y(t+1)$  仍然不能作为云-神经网络的输入,而应继续使用发动机最近正常工作时刻点  $t-1$  数据  $y(t-1)$  作为输入,计算神经网络仿真输出,后续照此循环执行。

### 3.2 故障检测算法实现

某型液体火箭发动机,是我国目前正在使用的一种液氢液氧火箭发动机。该发动机由推力室、推进剂供应系统、阀门和调节器以及发动机总装元件组成。该发动机采用独立的氢氧涡轮泵系统,采用燃气发生器循环方式,系统结构复杂,工作条件恶劣。

针对该型液体火箭发动机,以测量参数中的  $P_{avy}$  等 9 个参数为输入参数, $P_f$  等 6 个参数为输出参数,选取发动机某次正常历史试车数据中的 1000 组稳态工作阶段的数据作为训练样本,各参数符号和意义如表 1 所示。云-神经网络传递函数分别设为“tansig”和“logsig”,训练函数为“trainlm”。训练结果如图 2 所示。选取另一次正常历史试车数据的 1000 组数据作为测试样本,测试结果如图 3 所示,文中的数据已经过非密化处理。共计使用了 30 次历史试车数据对故障检测方法进行验证,没有出现一次误报警和漏报警。

表 1 输入参数和输出参数符号和意义

Tab. 1 The symbols and meanings of the input and output parameters

参数符号	含义	参数符号	含义
$P_{avy}$	氧涡轮入口压力	$T_{ohy}$	氧泵前活门入口温度
$P_{avr}$	氢涡轮出口压力	$P_f$	燃气发生器室压
$P_g$	氧涡轮氢隔离腔压力	$P_k$	推力室室压
$P_{fr}$	发生器氢喷前压力	$P_{ey}$	氧泵出口压力
$P_{fy}$	发生器氧喷前压力	$P_{\sigma}$	氢泵出口压力
$P_y$	推力室氧喷前压力	$T_{er}$	氢泵后温度
$P_{el}$	氢冷却套出口压力	$T_{ey}$	氧泵后温度
$T_{ohr}$	氢泵前活门入口温度		

使用除训练试车数据以外的其他正常发动机试车数据,分别计算其实时检测值  $See$ ,再得到检测阈值  $S_m$ ,某次正常试车检测结果如图 4 所示,在检测结果中,有几个时间点的实时检测值  $See$  超过了检测阈值  $S_m$ ,但是由于不满足连续性检测原则,因此判定发动机没有发生故障,工作正常。某次故障试车检测结果如图 5 所示,实时检测值  $See$  在 15.80s 时开始超越检测阈值  $S_m$ ,在第 15.82s、15.84s 时连续超越检测阈值  $S_m$ ,因此判定发动机发生故障,故障时间为 15.80s,检测结果与实际结果相符。

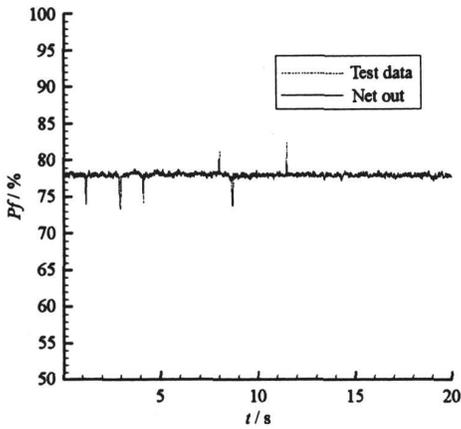


图2 云-神经网络训练结果

Fig. 2 Training result of cloud-neural network

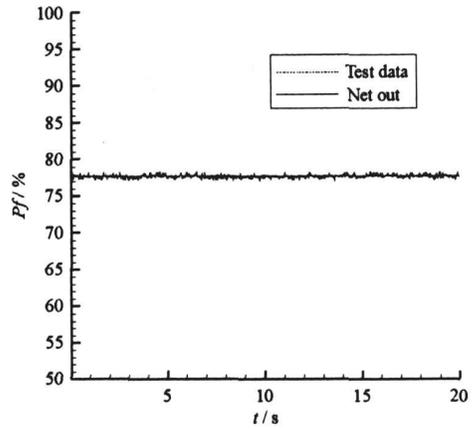


图3 云-神经网络测试结果

Fig. 3 Testing result of cloud-neural network

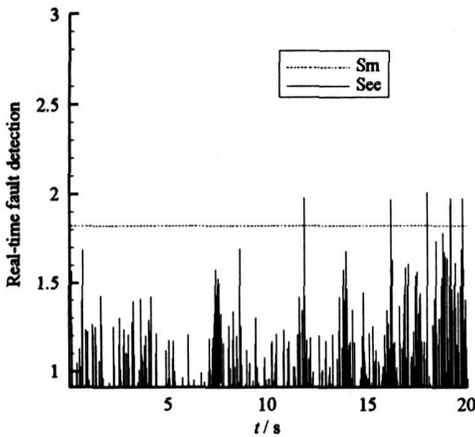


图4 某次正常试车故障检测结果

Fig. 4 Fault detection result of normal test data

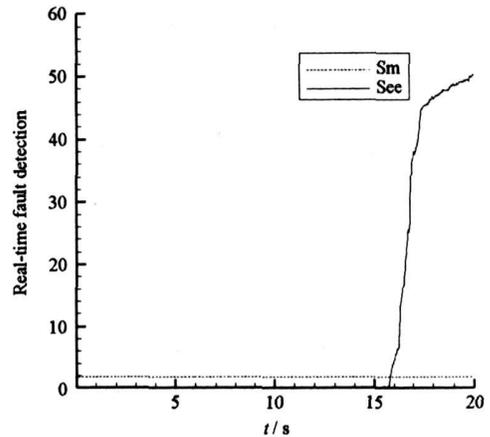


图5 某次故障试车故障检测结果

Fig. 5 Fault detection result of fault test data

## 4 结论

根据故障检测原理, 利用云-神经网络对某型液体火箭发动机进行了故障检测方法研究。根据训练结果、测试结果和故障检测结果可以看出, 云-神经网络用于液体火箭发动机的故障检测是可行的, 其辨识精度较高。通过测量数据与网络仿真数据得到的实时故障检测值和检测阈值, 能够及时反映出发动机的工作状况, 进行及时的判断, 经过历次试车数据验证, 没有误报警和漏报警。

## 参考文献:

- [1] 田永青. 基于云模型的数据挖掘算法的研究与应用[D]. 上海: 上海交通大学, 2003.
- [2] 刘常昱. 基于云X信息的逆向云新算法[J]. 系统仿真学报, 2004, 16(11): 2417-2420.
- [3] 刘桂华. 云发生器的软件实现[J]. 计算机应用研究, 2007, 46-48.
- [4] 刘常昱. 正态云模型的统计分析[J]. 信息与控制, 2005, 34(2): 236-240.
- [5] 黄强, 等. 液体火箭发动机基于神经网络的实时故障检测算法实现[J]. 国防科技大学学报, 2007, 29(5): 10-13.
- [6] Liu Honggang, et al. A Real-time Fault Detection and Post-test Diagnosis System for Liquid-propellant Rocket Engines in Ground Tests[C]// 58<sup>th</sup> International Astronautical Congress, Hyderabad, India, 24-28 September 2007.