

量子超球神经网络在振动故障检测中的应用

樊忠泽¹, 黄敏超²

(1 西安交通大学 电子与信息工程学院, 陕西 西安 710049;

2 国防科技大学 航天与材料工程学院, 湖南 长沙 410073)

摘 要: 提出了一种基于量子超球神经网络的液体火箭发动机振动故障检测方法, 采用可变量子超球代表发动机工作模式, 自然地提供了反映故障程度的概率幅; 网络的离线学习算法可以从训练样本中自动提取发动机振动知识, 监测算法不仅能正确预报故障, 还能在线学习新的振动信息。试验数据检验结果表明: 量子超球神经网络可以成功用于液体火箭发动机振动故障检测。

关键词: 量子超球神经网络; 液体火箭发动机; 振动故障检测

中图分类号: V434

文献标识码: A

文章编号: (2008) 05-0043-07

The application of quantum hypersphere neural network in vibration fault detection

Fan Zhongze¹ Huang Minchao²

(1 Inst. of Electric and Information Engineering, Xi'an Jiaotong Univ., Xi'an 710049, China;

2 Inst. of Aerospace and Material Engineering, National Univ. of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: The vibration fault detection approach for liquid propellant rocket engine is proposed based on quantum hypersphere neural network. The variable quantum hypersphere is used to mark work mode of engine, which provides probability amplitude that reflects the fault level. The off-line learning algorithm can extract engine vibration knowledge from training samples automatically. The monitor algorithm can forecast fault correctly, also learn new vibration information online. The analysis result of test data shows that quantum hypersphere neural network can be applied to vibration fault detection of liquid propellant rocket engine.

Key words: quantum hypersphere neural network; liquid propellant rocket engine; vibration fault detection

收稿日期: 2008-06-16; 修回日期: 2008-07-25。

作者简介: 樊忠泽 (1968—), 男, 博士, 研究领域为计算机智能与数据挖掘。

0 引言

近十多年来, 基于低频测量参数的液体火箭发动机故障检测取得了一定的理论研究和工程应用成果。而对于大量因疲劳损伤导致的强度故障用此类方法不能及时报警。由于有裂纹的涡轮转轴的不平衡旋转等强度故障会引起振动特征的明显变化, 抽取发动机高频数据中的振动特征, 可以很好地反映发动机部件的结构和强度工作情况。在国外尤其是美国, 非常重视振动故障检测^[1,2]。

发动机振动故障与涡轮泵旋转引起的振动发生共振时, 会迅速对发动机造成严重破坏。因此可以选用涡轮泵旋转引起的振动频率及其倍频的功率谱密度来监测发动机振动状态。由于发动机的动态行为、故障积累及加速度传感器的动态性的影响, 很难寻找此功率谱。为此, 根据涡轮泵转速进行估算, 并以估算值为中心在一定区间内进行搜索。

主要研究液体火箭发动机燃料涡轮泵的传感器振动数据, 提出了一种能用于信号检测的量子超球神经网络来分析发动机功率谱密度。该网络应用可变量子超球代表发动机工作模式, 经过离线学习自动建立发动机正常和异常工作样板。在发动机监测过程中, 通过在线学习, 神经网络的连接权值根据发动机工作情况自适应变化。该网络通过聚集许多较小的超球形成了每种发动机工作模式的非线性边界, 实现了分类目的。应用量子超球神经网络进行液体火箭发动机的振动数据分析, 得到了满意的仿真结果。

1 量子超球神经网络振动检测方法

图 1 给出了基于量子超球神经网络的液体火箭发动机振动检测方法的基本结构。

1.1 离散傅氏变换

离散傅氏变换的计算公式为:

$$X[k]=\sum_{n=0}^{N-1}x[n]W_N^{kn}, W_N=e^{-j(2\pi/N)}$$
 (1)

其中

$$k=0,1,2,\cdots,N-1$$

式中, $x[n]$ 为振动信号的采样值; N 为所开的时域数据窗口大小; n 为时域离散值的序列号; k 为频域离散值的序列号。

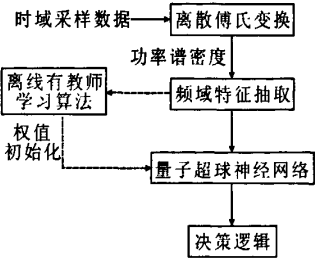


图 1 量子超球神经网络振动检测方法

Fig.1 The vibration fault detection approach using quantum hypersphere neural network

分解频率

$$\Delta f=f_s/N$$
 (2)

式中, f_s 为采样频率。若 $f_s=32\text{kHz}$, $N=2048$, 则分解频率 $\Delta f=15.625\text{Hz}$ 。对于这样的分解频率, 每个数据窗口的时间间隔为 $\Delta t=N/f_s=0.064$ 秒, 这就是离散傅氏变换引起的检测时间误差 Δt 。分解频率 Δf 和检测时间误差 Δt 成反比, 因此在分解频率和检测时间误差之间折衷选择数据窗口 N 。

功率谱密度

$$G[k]=\frac{2}{Nf_s a} (X[k])^2$$
 (3)

其中

$$k=0,1,2,\cdots,N-1$$

式中, a 为时窗修正因子, 与选择的窗口类型有关。

1.2 频域特征抽取

考虑到功率谱密度按 $k=N/2$ 对称分布, 只有 $k=0,1,\cdots,(N/2)-1$ 时 $G[k]$ 是独立的, 故采样窗口 $N=2048$ 时独立频谱线数为 1024。考虑到发动机振动故障总是发生在与涡轮泵旋转相关的很窄频率范围内, 且与轴向振动密切相关, 为提高信息处理效率, 实时从频谱中抽取旋转频率及其倍频信息。经换算得, 燃料涡轮转轴的旋转频率和轴向振动频率相当于 $N=2048$ 数据窗口中序列号

$k=44$ 和 $k=20$ 处的谱线。序列号大于 100 时,每隔 100 个序列号搜索一个最大值谱线。谱线序列号 14 以下的频谱作为噪声分布不予考虑。频域特征抽取算法如下所述:

(1) 在序列号 15~33 之间搜索频谱最大值作为燃料涡轮泵的旋转频率;

(2) 在序列号 34~55 之间搜索频谱最大值作为涡轮泵转轴的轴向振动频率;

(3) 在序列号 56~77, 78~100 之间分别搜索频谱最大值作为倍频;

(4) 在序列号 101~200, 201~300, 301~400, 401~500, 501~600, 601~700, 701~800, 801~900, 901~1023 之间分别搜索频谱最大值作为较高频区的特征频谱。

总共可抽取 13 个特征频谱代表发动机的工作情况,并把它们作为量子超球神经网络的输入信号。

1.3 量子超球神经网络

量子神经网络能有效地克服传统神经网络模型的缺陷和不足^[3-5],自从 1995 年 Kak 首次提出量子神经计算的概念以来^[6],量子神经网络得到广泛关注,提出了很多想法和初步模型^[7-9]。在此提出一种三层结构的量子超球神经网络,并应用于液体火箭发动机振动故障检测。

量子神经元用量子比特表示,传递函数用模式距离的非线性函数实现。在量子神经元中,一个量子比特的状态可表示为

$$|\phi_i\rangle = \alpha_i |0\rangle + \beta_i |1\rangle \quad (4)$$

其中

$$i=1,2,\dots,n$$

式中, α_i 和 β_i 为复数且满足归一化条件。

$$|\alpha_i|^2 + |\beta_i|^2 = 1 \quad (5)$$

满足公式(4)和公式(5)的一对复数 α_i 和 β_i 称为一个量子比特的概率幅,于是量子比特也可以用概率幅表示为 $[\alpha_i, \beta_i]^T$ 。

量子超球神经网络的结构如图 2 所示,它包含输入层、中间层(超球层)及输出层(由于量子态是所有本征态的叠加,因此神经网络只需一个输出节点)。在信息处理之前,对于在欧氏空

间以实向量描述的输入样本,需定义如下转换公式,以实现输入样本的量子态描述。

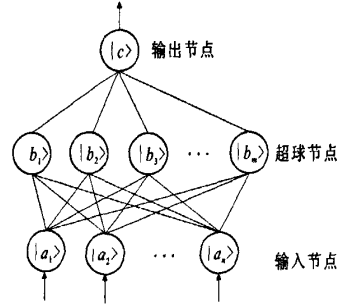


图2 量子超球神经网络的示意图

Fig.2 The general view of quantum hypersphere neural network

$$|A\rangle = [|a_1\rangle, |a_2\rangle, \dots, |a_n\rangle]^T \quad (6)$$

其中

$$|a_i\rangle = \cos\left(\frac{\pi/4}{1+e^{-a_i}}\right) |0\rangle + \sin\left(\frac{\pi/4}{1+e^{-a_i}}\right) |1\rangle$$

$$= \left[\cos\left(\frac{\pi/4}{1+e^{-a_i}}\right), \sin\left(\frac{\pi/4}{1+e^{-a_i}}\right) \right]^T$$

量子输入样本 $|A\rangle$ 与量子连接权值 $|O_j\rangle = [|o_{j1}\rangle, |o_{j2}\rangle, \dots, |o_{jn}\rangle]^T$ 之间的匹配可以用模式距离来表示,即

$$R(|A\rangle, |O_j\rangle) = \sqrt{\sum_{i=1}^n R(|a_i\rangle, |o_{ji}\rangle)^2} \quad (7)$$

$$R(|a_i\rangle, |o_{ji}\rangle) = \sqrt{(a_{i0} - o_{j0})^2 + (a_{i1} - o_{j1})^2} \quad (8)$$

式中, a_{i0} 和 a_{i1} 分别为量子比特 $|a_i\rangle$ 中 $|0\rangle$ 和 $|1\rangle$ 的概率幅; o_{j0} 和 o_{j1} 分别为量子比特 $|o_{ji}\rangle$ 中 $|0\rangle$ 和 $|1\rangle$ 的概率幅。

由公式(7)可知,当输入样本 $|A\rangle$ 靠近连接权值 $|O_j\rangle$ 时,模式距离 $R(|A\rangle, |O_j\rangle)$ 接近 0。这样可以对超球节点定义一个非线性作用函数,即

$$|b_j\rangle = \exp(\min(0, \gamma(r_j - R(|A\rangle, |O_j\rangle))) \left| \frac{0 \dots 0 \quad 10 \dots 0}{m \text{ 位}} \right\rangle \quad (9)$$

式中, γ 为灵敏参数; r_j 为超球半径; m 为超球节点数; d 为超球分类模式的索引。

由公式(9)可知:

当 $R(|A\rangle, |O_j\rangle) \leq r_j$

$$|b_j\rangle = \left| \underbrace{0 \cdots 0}_{m-d+1 \text{ 位}} \underbrace{10 \cdots 0}_m \right\rangle \quad (10)$$

此时超球节点的输出向量等于某一本征向量。输出节点的输出向量等于所有超球节点的输出向量的叠加（即量子态叠加），用公式表示为：

$$|c\rangle = \sum_{j=1}^m |b_j\rangle \quad (11)$$

1.4 决策逻辑

决策逻辑利用量子超球神经网络输出的概率幅判断发动机是否发生故障以及确定故障发生时间和故障程度。检测在线计算发动机正常模式的概率幅 $c(t)$ 在 $[0, t]$ 时间窗口内的平均值 $\bar{c}(t)$ 和标准差 $\sigma(t)$ 。若概率幅

$$c(t) > \bar{c}(t) + \max(\min(\max(6\sigma(t), 0.01), \sigma_0), r_{\text{edline}}) \quad (12)$$

式中， t_{hr} 为检测阈值； σ_0 和 r_{edline} 为用户选定常数。如概率幅满足公式(12)则发动机故障程度由正常模式的概率幅表征，其值越小，故障越严重。则发动机工作状态是正常的；反之，发动机出现振动故障。

2 量子超球神经网络的学习算法

设训练集 D 由一系列样本对 $\{A, d\}$ 构成，其中 A 是输入向量， $d \in \{1, 2, \dots, p\}$ 是发动机工作模式的索引。量子超球神经网络的学习过程包括量子超球扩张、重叠测试和收缩三个基本环节。

2.1 超球扩张

对于某一样本对 $\{A, d\} \in D$ ，首先找到同类超球（或称覆盖） H_j ，若要超球 H_j 扩张到包含 A ，必须满足以下条件限制：

$$||A\rangle - |O_j\rangle| < \theta \text{ 且 } ||A\rangle - |O_j\rangle| > r_j \quad (13)$$

式中， θ 为超球扩张阈值，由用户选定； $|O_j\rangle$ 为超球的球心； r_j 为超球的半径。若公式(13)中两个条件都满足，则超球 H_j 的球心和半径调整公式为：

$$r_j^{\text{new}} = \frac{1}{2} (||A\rangle - |O_j^{\text{old}}\rangle| + r_j^{\text{old}}) \quad (14)$$

$$|O_j^{\text{new}}\rangle = |O_j^{\text{old}}\rangle + (r_j^{\text{new}} - r_j^{\text{old}}) \frac{(|A\rangle - |O_j^{\text{old}}\rangle)}{||A\rangle - |O_j^{\text{old}}\rangle|} \quad (15)$$

2.2 超球重叠测试

为了测试是否产生重叠，须在两超球之间进行比较。若满足下面三种条件之一，两个超球之间必有重叠部分。假定 H_j 刚经过扩张， H_k 代表另一超球，三种测试条件描述如下：

$$\text{测试条件 1: } |r_j - r_k| < |||O_j\rangle - |O_k\rangle| < r_j + r_k \quad (16)$$

$$\text{测试条件 2: } |||O_j\rangle - |O_k\rangle| < r_j - r_k \quad (17)$$

$$\text{测试条件 3: } |||O_j\rangle - |O_k\rangle| < r_k - r_j \quad (18)$$

2.3 超球收缩

如果超球 H_j 与超球 H_k 发生重叠，并属于不同的故障类，必需消除超球之间的重叠。利用上面给出的三种测试条件，得到相应的超球收缩算法为：

对测试条件 1：

$$r_j^{\text{new}} = \frac{1}{2} (r_j^{\text{old}} - r_k^{\text{old}} + |||O_j^{\text{old}}\rangle - |O_k^{\text{old}}\rangle|) \quad (19)$$

$$r_k^{\text{new}} = \frac{1}{2} (r_k^{\text{old}} - r_j^{\text{old}} + |||O_j^{\text{old}}\rangle - |O_k^{\text{old}}\rangle|) \quad (20)$$

$$|O_j^{\text{new}}\rangle = |O_j^{\text{old}}\rangle + (r_j^{\text{old}} - r_j^{\text{new}}) \frac{(|O_j^{\text{old}}\rangle - |O_k^{\text{old}}\rangle)}{|||O_j^{\text{old}}\rangle - |O_k^{\text{old}}\rangle|} \quad (21)$$

$$|O_k^{\text{new}}\rangle = |O_k^{\text{old}}\rangle + (r_k^{\text{old}} - r_k^{\text{new}}) \frac{(|O_k^{\text{old}}\rangle - |O_j^{\text{old}}\rangle)}{|||O_k^{\text{old}}\rangle - |O_j^{\text{old}}\rangle|} \quad (22)$$

对测试条件 2：

$$r_j^{\text{new}} = \frac{1}{2} (r_j^{\text{old}} - r_k^{\text{old}} + |||O_j^{\text{old}}\rangle - |O_k^{\text{old}}\rangle|) \quad (23)$$

$$|O_j^{\text{new}}\rangle = |O_k^{\text{old}}\rangle + \frac{r_j^{\text{old}} + r_k^{\text{old}} + |||O_j^{\text{old}}\rangle - |O_k^{\text{old}}\rangle|}{2 |||O_j^{\text{old}}\rangle - |O_k^{\text{old}}\rangle|} (|O_j^{\text{new}}\rangle - |O_k^{\text{old}}\rangle) \quad (24)$$

$$\text{if } |||O_j^{\text{old}}\rangle - |O_k^{\text{old}}\rangle| \neq 0$$

$$|O_j^{\text{new}}\rangle = (|||O_j^{\text{old}}\rangle| + r_j^{\text{new}} - r_k^{\text{old}}) \frac{|O_j^{\text{old}}\rangle}{|||O_j^{\text{old}}\rangle|} \quad (25)$$

对测试条件 3：

$$r_k^{\text{new}} = \frac{1}{2} (r_k^{\text{old}} - r_j^{\text{old}} + |||O_j^{\text{old}}\rangle - |O_k^{\text{old}}\rangle|) \quad (26)$$

$$|o_k^{new}\rangle = |o_j^{old}\rangle + \frac{r_k^{old} + r_j^{old}}{2} \frac{|||o_j^{old}\rangle - |o_k^{old}\rangle|||}{|||o_j^{old}\rangle - |o_k^{old}\rangle|||} (|o_k^{old}\rangle - |o_j^{old}\rangle)$$
$$\text{if } |||o_j^{old}\rangle - |o_k^{old}\rangle||| \neq 0 \tag{27}$$

$$|o_k^{new}\rangle = (|||o_k^{old}\rangle||| + r_k^{new} + r_j^{old}) \frac{|o_k^{old}\rangle}{|||o_k^{old}\rangle|||}$$
$$\text{if } |||o_j^{old}\rangle - |o_k^{old}\rangle||| = 0 \tag{28}$$

3 发动机振动检测的试车数据验证

用液体火箭发动机热试车数据进行振动检测。选择两次正常试车数据和四次故障试车数

据, 如表 1 所示。试车台安装红线紧急关机系统, 以此系统紧急关机时间为标准衡量振动检测的预报故障时间。数据采集系统的采样频率为 32000Hz, 汉宁窗的窗口大小为 2048, 基数为 2。

取量子超球神经网络结构扩张阈值 $\theta=0.25$; 灵敏参数 $\gamma=4$, 分别选用试车 TEST18-1 和 TEST15-4 的前 100 框数据窗的特征频谱进行学习, 得到 11 个代表训练特征频谱的超球节点。检测参数 σ_0 反映神经网络输出概率幅检测带的最大允许宽度, 与正常试车概率幅的标准差有关; 检测参数 r_{edline} 反映神经网络输出概率幅的最低允许检测线。初步选定检测参数 $\sigma_0=0.09$ 和 $r_{edline}=0.85$ 。

表 1 发动机试车的振动检测结果
Tab.1 The vibration fault detection result of engine trial run

试车代号	发动机工作情况	数据窗总框数	总时间/秒	初步检测结果
TEST18-1	正常	753	53.928	正常
TEST15-4	正常	4350	312.73	正常
TEST15-5	燃料涡轮破坏, 红线系统于 275.80 秒紧急关机	3846	275.80	275.29~275.80 秒 预报故障
TEST20	燃料诱导轮与泵壳体内壁摩擦, 发生共振, 红线系统于 30.23 秒紧急关机	473	30.208	3.072~30.208 秒 预报故障
TEST18-6	火药启动器爆炸, 红线系统于 1.32 秒紧急关机	16	0.96	0.0~0.256 秒 预报故障
TEST21	燃料泵飞转, 红线系统在发动机工作到 1.32 秒发出紧急关机信号	21	1.28	只有一框数据窗 预报故障

正常试车 TEST18-1 和 TEST15-4 的神经网络输出概率幅大于检测阈值, 说明网络能正确地监测正常试车过程。

图 3 所示试车 TEST15-5 在 275.29 秒前发动机工作正常, 275.29 秒之后迅猛发生振动故障。

图 4 所示试车 TEST20 在发动机工作 3.072 秒时, 神经网络开始预报发动机故障, 比红线系统关机信号提前 27.136 秒。

图 5 所示试车 TEST18-6 在发动机开机后出现故障, 0.256 秒后恢复正常, 这与火药启动器爆炸产生强大冲击并迅速消失的解释相一致。

图 6 所示试车 TEST21 只有一框数据窗预报发动机故障, 说明这次故障试车的振动特征不是十分明显, 检测参数有待改进。

由表 2 可知量子超球神经网络输出概率幅的统计结果, 发动机正常工作时, 概率幅平均值都大于 0.98, 表明网络具有很强的自适应能力; 概率幅标准差都小于 0.01, 反映网络鲁棒性比较好。根据概率幅标准差统计结果取检测参数 $\sigma_0=0.01 \times 6=0.06$ 。从表 2 中最小概率幅可知, 只要检测参数 r_{edline} 取值介于 (0.8313, 0.9582), 就能正确判断六次试车的工作情况。因此检测参数 r_{edline} 可以稍微取得大一点, 比如: $r_{edline}=0.90$ 。应

用新的检测参数对发动机振动数据重新进行分析, 正常试车、故障试车 TEST15-5 与改进检测阈值前一致, 故障试车 TEST20 的预报故障时间提前 0.192 秒, 故障试车 TEST18-6 的预报故障时间范围向后拓宽 0.192 秒, 故障试车 TEST21 中有六框数据窗预报发动机故障。可见, 发动机振动检测系统的性能有所提高。

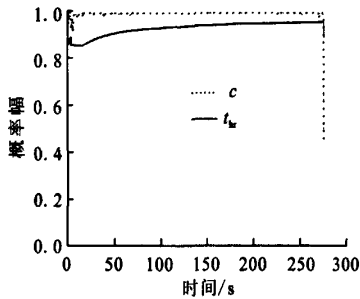


图 3 故障试车 TEST15-5 的振动检测结果
Fig.3 The vibration fault detection result of fault trial run TEST15-5

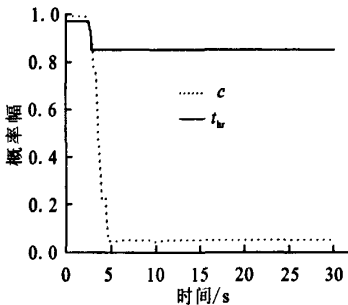


图 4 故障试车 TEST20 的振动检测结果
Fig.4 The vibration fault detection result of fault trial run TEST20

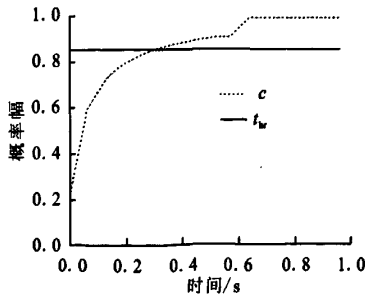


图 5 故障试车 TEST18-6 的振动检测结果
Fig.5 The vibration fault detection result of fault trial run TEST18-6

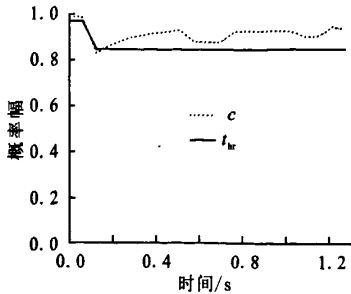


图 6 故障试车 TEST21 的振动检测结果
Fig.6 The vibration fault detection result of fault trial run TEST21

表 2 量子超球神经网络输出概率幅统计结果
Tab.2 The statistic result of probability amplitude output by quantum hypersphere neural network

试验代号	正常时均值	正常标准差	最小值
TEST18-1	0.9869	0.0062	0.9647
TEST15-4	0.9893	0.0027	0.9582
TEST15-5	0.9880	0.0064	0.4572
TEST20			0.0415
TEST18-6			0.2048
TEST21			0.8313

4 结 论

(1) 离散傅氏变换可以有效地对发动机高频时域数据进行振动分解, 得到一系列反映发动机工作状态的频谱特征。确定时域数据窗口大小必须兼顾分解频率和时间检测精度的不同要求。

(2) 根据初步估计旋转频谱在一定区间自动搜索旋转频谱及其倍频谱, 可以有效地抽取发动机的频域特征。为了更精确地获得旋转频谱, 可以联合低频数据和高频数据进行综合分析。

(3) 量子神经网络采用可变超球表示发动机工作模式, 不仅能形成模式的分类边界, 还可以输出反映发动机故障程度的概率幅。本文研究的量子超球神经网络具有离线和在线学习能力, 适合于环境变化很大的信号检测。

(下转第 62 页)

测得该样品中煤油含量分别为 11.43、11.47、11.49、11.52、11.54mg/L, 平均含量为 11.49mg/L, RSD 为 0.37%。在样品溶液中作回收实验, 结果见表 1, 计算回收率在 97.0%~103.8%之间。

3 结论

建立了简便、快速、准确、灵敏的毛细管柱气相色谱分析 T_3 清洗剂中煤油含量的方法, 其检测下限满足 T_3 清洗剂的技术指标要求和液氧/煤油发动机的清洗要求, 并已成功地应用于实际分析中。

在严格的操作条件下, T_3 清洗剂中各组分以及煤油中的各成分均能从毛细管柱中很好的流出, 无拖尾、重叠现象, 且所选分析峰的峰形好、峰面积较大, 说明所选分析条件较佳。

参考文献:

- [1] 王秋红, 韩荣辉. 液氧/煤油发动机试验用点火剂中三乙基硼分析方法研究[J]. 动力试验技术, 2005(3): 20-25.
- [2] 汪正范. 色谱定性与定量 [M]. 北京: 化学工业出版社, 2000.
- [3] 刘虎威. 气相色谱方法及应用 [M]. 北京: 化学工业出版社, 2000.
- [4] 中国科学院化学研究所色谱组. 气相色谱手册 [M]. 北京: 科学出版社, 1977.
- [5] 赵万明. 液氧密度测量技术研究[J]. 火箭推进, 2007, 33(4): 57-62.
- [6] 史义, 黄俐研, 金熹高. 燃烧产物的色谱-质谱分析[J]. 现代仪器, 1999(5): 25-27.
- [7] 刘祥萱, 郭和军, 王煊军, 等. 气相色谱/质谱联用分析液体推进剂偏二甲胍组分 [J]. 化学推进剂与高分子原料, 2004, 2(1): 41-43.

(编辑: 陈红霞)

(上接第 48 页)

(4) 检测参数 σ 和 r_{edline} 分别控制概率幅检测带的最大宽度和最低位置, 它们对振动检测系统的性能起着决定性作用。

(5) 基于发动机燃料涡轮泵壳体上的传感器振动信号, 提出的液体火箭发动机的振动故障检测方法能及时地预报发动机振动故障, 对于避免发动机部件失效、提高发动机工作可靠性有着非常重要的作用。

参考文献:

- [1] Lo C F. Identification and Interpretation of Patterns in Rocket Engine Data[R]. NASA-CR-192100.
- [2] Jonnathan H Kim. Automation Based on Knowledge Modeling Theory and Its Applications in Engine Diagnostic Systems Using Space Shuttle Main Engine Vibration Data[R]. NASA-CR-197983.
- [3] Mitsunaga Kinjo, Shigeo Sato, Koji Nakajima. A Study on

Learning with a Quantum Neural Network [C]. 2006 International Joint Conference on Neural Networks. 2006.

- [4] Li Fei, Xie Chengjie, Zheng Dongsheng. Feedback Quantum Neuron for Multiuser Detection[C]. 2006 International Joint Conference on Neural Networks. 2006.
- [5] Zhou Rigui, Zheng Hongyuan, Jiang Nan, et al. Self-Organizing Quantum Neural Network [C]. 2006 International Joint Conference on Neural Networks, 2006.
- [6] Kak S C. On Quantum Neural Computing [J]. Information Sciences, 1995, 13(2): 143-160.
- [7] Gopathy Purushothaman, Nicolaos B Karayiannis. Quantum Neural Networks (QNN's): Inherently Fuzzy Feedforward Neural Networks [J]. Neural Networks, 1997, 8 (3):699-693.
- [8] Xie Guangjun, Zhuang Zhengquan. A Quantum Competitive Learning Algorithm [J]. Journal of Quantum Electronics, 2003, 20(1): 42-46.
- [9] Li Panchi, Li Shiyong. A Quantum Self-Organization Feature Mapping Networks and Clustering Algorithm[J]. Journal of Quantum Electronics, 2007, 24(4): 463-468.

(编辑: 马 杰)