

模糊方向神经网络在火箭发动机故障 检测与分离中的应用*

黄敏超 陈启智

(国防科技大学航天技术系 长沙 410073)

摘要 提出了一种模糊方向神经网络分类器,并应用于液体推进剂火箭发动机故障检测与分离。模糊方向神经网络采用模糊集表示发动机故障模式,模糊集是方向超体聚集形成的集合体,方向超体则由单位方向、夹角和两个半径确定。模糊方向神经网络能在一次循环学习中形成非线性方向边界。故障检测与分离的仿真研究表明:模糊方向神经网络的识别性能是比较优越的。

关键词 液体推进剂火箭发动机,故障检测与分离,模糊方向集,神经网络
分类号 V434

Fuzzy Direction Neural Network Approach to Fault Detection and Isolation of Rocket Engine

Huang Minchao Chen Qizhi

(Department of Aerospace Technology, NUDT, Changsha, 410073)

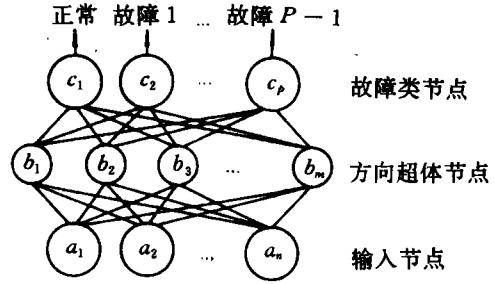
Abstract A fuzzy direction neural network classifier used for fault detection and isolation (FDI) in a liquid propellant rocket engine is proposed. The fuzzy direction neural network utilizes fuzzy sets as engine fault classes. Each fuzzy set is an aggregate of fuzzy direction bodies. A fuzzy direction body is described by a direction vector, an included angle and two radii. The fuzzy direction neural network can learn nonlinear direction boundaries in a single pass through the training data. The FDI simulation research has shown the strong discernibility of the fuzzy direction neural network.

Key words liquid propellant rocket engine, fault detection and isolation, neural network, fuzzy direction set

* 国家自然科学基金资助项目
1996年5月15日收稿

1 模糊方向神经网络

三层模糊方向神经网络如附图所见。输入层 $A_h = (a_1, a_2, \dots, a_n)$ 有 n 个信息处理单元,由发动机参数工作决定。方向超体层自适应形式。在每个输入节点与每个方向超体节点之间有 4 个联结权值,在图中用一条直线表示。隶属函数 b_j 用来度量输入样例 A_h 与单位方向 W_j 、夹角 ν_{j2}, ν_{j3} 确定的方向超体之间的相似关系。当 A_h 远离方向超体时,隶属函数 b_j 约等于 0; 当 A_h 靠近方向超体时,隶属函数 b_j 接近等于 1, 方向超体包含这点时,隶属函数 b_j 等于 1。由此每个方向超体节点的隶属数可以定义为



附图 模糊方向神经网络分离器

$$\begin{aligned}
 b_j &= \min(b_{1j}, b_{2j}), b_{1j} = 1 - \max(0, \min(1, \gamma_1(\varphi - \nu_{j1}/2))), \\
 b_{2j} &= (-\max(0, \min(1, \gamma_2(\nu_{j2} - \|A_h\|))) \\
 &\quad \times (1 - \max(0, \min(1, \gamma_2(\|A_h\| - \nu_{j3}))))), \\
 \varphi &= \arccos((A_h \cdot W_j) / (\|A_h\| \|W_j\|)) \quad (1)
 \end{aligned}$$

式中, φ 是输入样本 A_h 与单位方向 W_j 之间的夹角, 灵敏参数 γ_1, γ_2 反映输入样本在远离超体时, 它们之间在切向和径向的隶属度降低速率, $\|\cdot\|$ 代表向量的模。

输入层对方向超体层的权值学习是一个方向超体扩张与收缩过程。假定训练集 D 由一系列样本对 $\{A_h, d_h\}$ 构成, 其中 $A_h = (a_{h1}, a_{h2}, \dots, a_{hn}) \in I^n$ 是输入样本, $d_h \in \{1, 2, \dots, p\}$ 是故障模式的索引。神经网络学习时, 从 D 中选择一样本对, 若能找到同一类方向超体, 让其扩张到包含输入样本; 若不能找到一个方向超体满足扩张标准, 形成一个新方向超体, 并增加到神经网络中去。这样的增长过程将形成非线性独立的故障模式, 使得已存在的故障模式得到精练, 无须从新学习形成新的故障模式。方向超体扩张导致超体重叠发生, 同一类方向超体重叠不是一个问题, 当重叠发生在不同类方向超体时, 必须在收缩过程消除重叠。有关方向超体的具体学习过程参考文献[2], 本文在此不再赘述。

神经网络输出层故障类层有 p 个处理单元, 由发动机正常模式和故障模式确定。方向超体节点与故障类节点的联结权值是二值向量 $\{0, 1\}^p$, 计算公式为

$$u_{jk} = \begin{cases} 1 & b_j \in c_k \\ 0 & \text{其它} \end{cases} \quad (2)$$

式中, b_j 是方向超体层第 j 个节点, c_k 是故障类层第 k 个节点。每个输出层节点代表正常模式或一种故障模式, 故障类层节点输出值表示输入样本 A_h 与故障模式 k 之间的隶属程度。故障类层节点的传递函数是同一类超体模糊集的并集, 即定义为

$$c_k = \max_{j=1}^m b_{jk} u_{jk} \quad (3)$$

2 实验研究

2.1 试车数据分析

考虑到各种测量设备的限制,选用氧化剂泵入口压力(d_1)、氧化剂泵出口压力(d_2)、推力室氧化剂喷前压力(d_3)、推力室压力(d_4)、燃料泵入口压力(d_5)、燃料泵出口压力(d_6)、燃料冷却套出口压力(d_7)、发生器燃料喷前压力(d_8)、发生器氧化剂喷前压力(d_9)、燃气发生器压力(d_{10})、燃料涡轮泵转速(d_{11})和氧化剂涡轮泵转速(d_{12})作为发动机输出参数。由于发动机启动过程的非线性动态特性,基于模式识别的故障检测必需考虑传感器数据的时序性。为此,对发动机输出参数乘以一个非减函数 $g(t)$,不妨取为

$$g(t) = \begin{cases} \frac{2t}{t_c} - 1.0, & t \leq t_c \\ 1.0, & t > t_c \end{cases}, t_c \text{ 是发动机启动时间, } t \text{ 是发动机工作时间。}$$

即神经网络的输入向量 A_k 表示为

$$A_k = g(t) \times [d_1, d_2, d_3, d_4, d_5, d_6, d_7, d_8, d_9, d_{10}, d_{11}, d_{12}]^T \quad (4)$$

神经网络结构参数选为:输入结点12个;方向超体节点自适应形成;输出结点1个,即发动机正常模式。方向超体扩张阈值 $\theta_1=0.001$, $\theta_2=0.1$,灵敏参数 $\gamma_1=2.0$, $\gamma_2=4.0$ 。神经网络学习方式比较灵活,即可重新学习新样本,也可把新样本信息增补模糊方向神经网络。对于发动机正常试车 test1~test5,神经网络预报为正常模式;试车 test6 在发动机工作到 275.79s 紧急关机,神经网络在 275.58s 开始预报故障,比紧急关机提前 0.21s,试车 test7 在发动机工作到 1.32s 时,由于工作参数偏低紧急关机,而神经网络从发动机工作到 0.02s 就开始报故障,可见模糊方向神经网络故障检测方法的有效性。液体火箭发动机工作 369s,神经网络故障检测系统占用高级微型计算机 CPU 时间为 325s,完全满足工程上对故障检测系统的实时性要求。

2.2 发动机随机模拟故障的分离验证

火箭发动机随机模拟故障有氧化剂主活门未全打开、燃料主活门未全打开、两主活门都未全打开、氧化剂泵汽蚀、燃料泵汽蚀、两泵同时汽蚀、副系统氧化剂过滤网阻塞以及副系统燃料管路泄漏 8 种故障,选择燃烧室压力、燃气发生器压力、泵的转数、燃烧室氧化剂喷前压力、燃料主导管分支处压力、氧化剂泵入口压力和燃料泵入口压力为模糊方向神经网络的输入向量,即

$$A_k = [p_c, p_b, n, p_o, p_f, p_w, p_c]^T \quad (5)$$

模糊方向神经网络的输入结点数为 7;方向超体结点数由实际问题自适应形成;输出结点数为 9,分别代表一种正常状态和八种故障状态。模糊方向神经网络的灵敏参数 $\gamma_1=16$, $\gamma_2=16$, 阈值 $\theta_1=0.01$, $\theta_2=0.01$ 。模糊方向神经网络经过学习形成 421 个方向超体,接着用不同于训练故障程度的模拟故障进行测试,结果见附表。表中类型号 0, 1, ..., 8 分别代表发动机的 9 种工作状态,敏感度指同一时刻神经网络的最大输出值与次最大输出值之比。对于火箭发动机正常工作状态,模糊方向神经网络都预报为正常模式。对于发动机发生氧化剂主活门未完全打开、燃料主活门未完全打开、两主活门都未完全打开、氧化剂泵汽蚀、燃料泵汽蚀和两泵同时汽蚀 6 种故障,模糊方向神经网络的分离结果同样非常正确。由于副系统氧化剂过滤网阻塞模式与副系统燃料管路泄漏模式非常近似,基于选择的 7 个性能参数,模糊方向神经网络也很难区分它们,即发动机故障分离出现二义性问题;但若进一步采用解析冗余方法求得副系统组元比,两种副系统故障将能正确

分离。

附表 发动机随机模拟故障的分离结果

数据代号	发动机模拟模式	故障程度	神经网络分离结果	
			类型	敏感度
OUT1	正常		0	1.086
OUT2	正常		0	1.102
OUTDA7	氧化剂主活门未全打开	打开 59.0 度	1	1.246
OUTDA9	氧化剂主活门未全打开	打开 56.5 度	1	1.316
OUTDA11	氧化剂主活门未全打开	打开 51.5 度	1	1.726
OUTDA13	氧化剂主活门未全打开	打开 48.0 度	1	5.060
OUTDA15	氧化剂主活门未全打开	打开 46.0 度	1	7.466
OUTFA4	燃料主活门未全打开	打开 48.5 度	2	2.236
OUTFA6	燃料主活门未全打开	打开 43.5 度	2	5.452
OUTFA8	燃料主活门未全打开	打开 38.5 度	2	5.452
OUTFA10	燃料主活门未全打开	打开 34.0 度	2	5.456
OUTEA3	两主活门都未全打开	打开 58.5 度	3	5.454
OUTEA5	两主活门都未全打开	打开 53.5 度	3	1.173
OUTEA7	两主活门都未全打开	打开 48.5 度	3	1.550
OUTG	氧化剂泵汽蚀		4	5.756
OUTH	燃料泵汽蚀		5	5.456
OUTI	两泵同时汽蚀		6	6.305
OUTJ6	副系统氧化剂过滤网阻塞	50 倍阻力系数	8, 7	1.111
OUTJ10	副系统氧化剂过滤网阻塞	90 倍阻力系数	7, 8	1.124
OUTKA9	副系统燃料管路泄漏	泄漏比为 0.525	8, 7	1.111
OUTKA11	副系统燃料管路泄漏	泄漏比为 0.575	8, 7	1.118

3 结 论

(1) 应用模糊方向神经网络模式识别方法, 可以成功地进行大型泵压式液体火箭发动机启动、稳态过程故障检测与分离。

(2) 模糊方向神经网络能在学习过程中不断融合新输入信息和精练已存在的方向模式, 使得神经网络学习算法容易实现且学习效率比较高。

(3) 若用空间方向来描述故障模式边界, 可以增强神经网络对输入样本的敏感性, 提高发动机故障分离精度。

参 考 文 献

- 1 黄敏超. 模糊超球神经网络在发动机故障检测中的应用. 湖南省宇航学会推进技术、应用力学联合学术交流会, 1995
- 2 黄敏超等. 模糊极小极大神经网络在火箭发动机故障分类中的应用. 推进技术, 1995 (5)

(责任编辑 石少平)