

基于概率超球集神经网络的发动机故障诊断*

樊忠泽¹ 黄敏超²

(1. 西安交通大学 电子与信息工程学院, 西安 710049) (2. 国防科技大学 航天与材料工程学院, 长沙 410073)

摘要 提出了一种用于发动机故障检测与诊断的概率超球集神经网络. 神经网络用概率集表示发动机故障模式, 概率集是由超球聚集形成的集合体, 超球是由球心和半径确定. 概率超球集神经网络能在两次循环中完成学习过程, 并能不断融合新样本信息和精炼已存在的故障模式. YF-20 发动机故障检测与诊断的仿真研究验证了概率超球集神经网络分类器的优越性能.

关键词 故障检测与诊断, 概率集, 神经网络, 超球

引言

概率神经网络^[1-3]是一种前馈型网络分类器, 它既具有一般神经网络分类器的特点, 又通过使用概率密度函数作为网络的非线性变换函数, 从而可用完备的概率论基本理论来解释神经网络的行为与性能. 概率神经网络^[4-5]与 BP 神经网络^[6-8]相比较, 其主要特点为: ①快速训练, 其训练时间略大于读取数据的时间; ②收敛性较好, 无论分类问题多么复杂, 只要有足够多的训练数据, 可以保证获得 Bayes 准则下的最优解; ③神经网络结构设计灵活方便, 允许增加或减少训练数据而无需重新进行长时间的训练.

虽然概率神经网络具有许多的优点, 但一般的概率神经网络也有两个方面的不足. 一方面, 由于概率神经网络在训练过程中, 把某一类发动机故障模式的所有样本集合在一起进行分析, 这使得数据空间过于庞大, 为此本文提出先用超球(代表一个子空间)对样本空间进行划分, 再对超球中的训练样本进行分析, 这样就有利于对发动机模式推理过程的理解和再处理; 另一方面, 概率神经网络一般采用“就近原则”进行分类, 或者用“概率最大原则”进行分类, 所获得的推理结果的准确率不高, 于是本文提出了概率规则集的概念, 在完全保留模式推理过程的概率分布信息的情况下, 通过概率参考规则集与概率待检规则集匹配以得到较精确的发动机工作模式分类结果.

1 概率规则集的产生方法

1.1 样本空间划分

设训练集 D 由一系列样本对 $\{A_h, d_h\}$ 构成, 其中 A_h 是输入向量, $d_h \in \{1, 2, \dots, P\}$ 是故障模式的索引. 对于某一样本对 $\{A_h, d_h\} \in D$, 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_h , 必须满足以下条件限制:

$$\|A_h - O_j\| < \theta \text{ 且 } \|A_h - O_j\| > r_j \quad (1)$$

式中, θ 是超球扩张阈值, 它用于控制超球的半径; O_j 是超球球心, r_j 是超球半径. 若(1)式中两条件满足, 则超球 H_j 的球心和半径调整公式为

$$r_j^{new} = \frac{1}{2}(\|A_h - O_j^{old}\| + r_j^{old}) \quad (2)$$

$$O_j^{new} = O_j^{old} + (r_j^{new} - r_j^{old})(A_h - O_j^{old}) / \|A_h - O_j^{old}\| \quad (3)$$

这样, 整个样本空间经过超球分割以后, 每一类模式的典型样本都能各自归为代表同类模式的某一个超球, 同类超球的合并就代表某一类模式的样本空间.

1.2 概率规则

现有的分类方法一般采用“概率最大原则”进行分类, 将导致分类结果准确率不高的问题. 例如, 若一个测试样本属于四个类别的概率分别为 0.35、0.30、0.20、0.15, 显然, 与其它三类相比, 属于第一类的概率略高. 若按传统的“概率最大原则”进行分类, 只有 35% 的准确率, 而 65% 是错误的.

因此本文提出新的概率规则,表示为

$$\begin{aligned}
 & \text{rule}_j: \text{if } A_h \in H_j \text{ then } A_h \text{ is} \\
 & \quad \text{class 1 with probability } \beta_{j1} \\
 & \quad \vdots \\
 & \quad \text{class } p \text{ with probability } \beta_{jp}
 \end{aligned} \tag{4}$$

式中, β_{ji} ($j = 1, 2, \dots, m, i = 1, 2, \dots, p$) 是概率规则 rule_j 推出模式 i 的概率. 这样可以充分利用学习得到的有关分类的概率分布信息, 在不同类别的概率相差不大的情况下, 让每个类别都有机会参与竞争, 而不是每次都只判定出一个概率不太高的类别以致产生较大的误差.

1.3 概率超球集神经网络

每一个概率参考规则集或概率待检规则集由一个概率超球集神经网络组成, 如图 1 所示. 概率超球集神经网络的隐层又称样本层, 由若干个典型样本集构成, 输出层又称超球层, 它对隐层每个典型样本集的输出进行简单地求和运算.

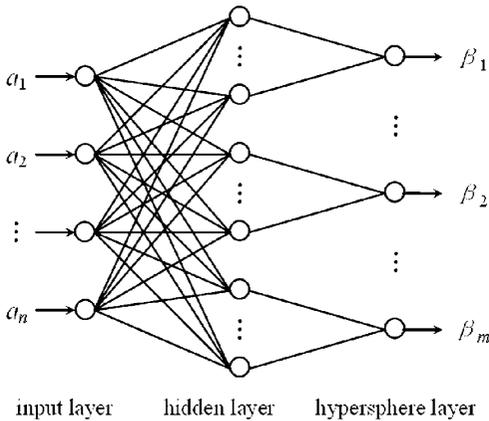


图 1 概率超球集神经网络示意图

Fig. 1 Illustration of a probability hypersphere set neural network

假定对所有的样本空间进行超球分割以后, 形成 m 个模式集合 (或称为覆盖) $\{H_j, j = 1, 2, \dots, m\}$, 隐层每个典型样本集的样本数分别为 N_1, N_2, \dots, N_m , 总的样本数 $N = \sum_{j=1}^m N_j$. 针对输入样本 $A_h^T = (a_1, a_2, \dots, a_n)$, 则输出层第 j 个节点的输出值 $\beta_j(A_h)$ 可表示为

$$\beta_j(A_h) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N_j} K(\|A_h - c_i^j\|, \sigma_j) \tag{5}$$

式中, $K(\cdot)$ 是核函数, c_i^j 是第 j 个模式超球中的第 i 个典型样本.

当核函数采用高斯函数时, (5) 式可改写为

$$\beta_j(A_h) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}} \sigma_j^n} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N_j} \exp\left(-\frac{\|A_h - c_i^j\|^2}{\sigma_j^2}\right) \tag{6}$$

式中, n 是输入样本 A_h 的维数.

由概率超球集神经网络的输出值构成概率规则集, 表示为

$$F_i = \frac{\beta_1}{\text{rule}_1} + \frac{\beta_2}{\text{rule}_2} + \dots + \frac{\beta_m}{\text{rule}_m} \tag{7}$$

在训练样本足够多且代表性足够强时, 概率超球集神经网络分类器等价于高斯核函数的 Bayes 分类器.

1.4 概率参考规则集的离线学习

每个概率参考规则集代表发动机正常或异常状态的一种征兆, 由概率规则提取模块离线学习样本数据获得. 每个概率规则集由 m 个超球子空间描述的 m 条规则元素构成, 用概率表示为

$$F_i = \frac{\beta_{i1}}{\text{rule}_1} + \frac{\beta_{i2}}{\text{rule}_2} + \dots + \frac{\beta_{im}}{\text{rule}_m}, i = 1, 2, \dots, p \tag{8}$$

式中, β_{ji} 是概率参考规则集 F_i 的规则元素 rule_j 发生的概率. 在概率规则提取模块的离线学习时, β_{ji} 等于发动机第 i 类工作模式的所有训练样本与超球 H_j 之间的概率的平均值, 即

$$\beta_{ji} = \text{average}P(H_j | A_h), j = 1, 2, \dots, m. \tag{9}$$

1.5 概率待检规则集的在线学习

概率待检规则集在模式识别过程在线学习获得, 用于代表发动机当前的工作状态. 概率待检规则集同样是由 m 个超球子空间描述的 m 条规则元素构成, 它表示为

$$F_i = \frac{\beta_1}{\text{rule}_1} + \frac{\beta_2}{\text{rule}_2} + \dots + \frac{\beta_m}{\text{rule}_m} \tag{10}$$

其中, β_j 是概率待检规则集 F 的规则元素 rule_j 发生的概率. 概率待检规则集在线学习时, 预先开了一个大小为 dn 的滑动数据窗口, β_j 等于滑动数据窗口中所有样本与超球 H_j 之间的概率的平均值, 即

$$\beta_j = \text{average}_{h=1}^{dn} P(H_j | A_h), j = 1, 2, \dots, m. \tag{11}$$

2 故障概率诊断原理

故障概率诊断系统如图 2 所示, 它由概率参考规则集的离线学习过程、概率待检规则集的在线学习过程、概率规则集匹配过程、诊断逻辑推理过程

等组成^[9,10].

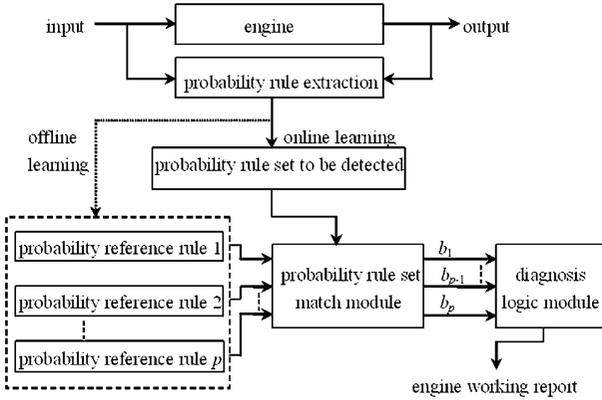


图2 故障概率诊断框图

Fig.2 The frame of probability fault diagnosis

2.1 概率规则集相等

度量两个概率规则集 $A \subset B$ 和 $B \subset A$ 相等可以由和的包含程度来评估,一种概率规则集 A 和 B 相等或近似的计算公式为

$$S_{A,B} = \frac{\sum_{j=1}^m \min \{ \hat{P}_A(H_j|A_h), \hat{P}_B(H_j|A_h) \}}{\max \{ \sum_{j=1}^m \hat{P}_A(H_j|A_h), \sum_{j=1}^m \hat{P}_B(H_j|A_h) \}} \quad (12)$$

根据(12)式,任一故障模式 $\{F_i\}$ 出现的信任度可表示为

$$\hat{P}\{F_i\} = S_{F_i, F_i} \cdot b_i, i = 1, 2, \dots, p \quad (13)$$

2.2 诊断逻辑

① 计算正常信任度 $b_1(t)$ 在 $[0, t]$ 时间窗口内的平均值 $\bar{b}_1(t)$ 和标准差 $\sigma(t)$.

② 若信任度 $b_1(t)$ 满足

$$b_1(t) > t_{hr1} \triangleq \max(\bar{b}_1(t) - \min(3\sigma(t), \sigma_0), r_{edline}) \quad (14)$$

则系统工作情况正常,转①;反之,发动机出现故障. σ_0 和 r_{edline} 由正常信任度的离线统计获得.

③ 寻找最大故障信任度的序号 $imax$, 用公式表示为

$$imax = \arg \max_{i=2}^p b_i(t) \quad (15)$$

④ 判断

$$b_{imax}(t) > t_{hrimax} \quad (16)$$

是否成立? 若是,则故障模式的索引是 $imax$;反之,拒绝分离故障类型. 转①. t_{hrimax} 为相应的分离阈值,由故障信任度的离线统计分析确定.

3 YF-20 发动机故障概率诊断的仿真研究

YF-20 发动机是长征 2 和长征 3 运载火箭的

第 1 级和助推级动力装置的典型发动机,它由启动系统、推力室推进剂供应系统、涡轮工质供应系统、贮箱增压系统和隔板冷却系统等组成. 概率参考规则集考虑了六种 YF-20 发动机工作状态,其中一种正常状态和五种故障状态——氧化剂主阀未全打开、燃料主阀未全打开、氧化剂泵汽蚀、燃料泵汽蚀和氧化剂过滤网阻塞. 输入向量 A_h 由燃烧室压力、燃气发生器压力、泵的转速、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 7 个发动机工作参数构成.

表 1 分离阈值

Table 1 Isolation thresholds

engine working condition	mean value	standard error	threshold
normal	0.9007	0.01545	$r_{edline} = 0.85$ $\sigma_0 = 0.1$
abnormal opening of main oxidizer valve	0.9007	0.02002	$t_{hr2} = 0.70$
abnormal opening of main fuel valve	0.7842	0.02421	$t_{hr3} = 0.70$
oxidizer pump cavitation	0.5383	0.01681	$t_{hr4} = 0.50$
fuel pump cavitation	0.6189	0.01761	$t_{hr5} = 0.60$
oxidizer filter jam	0.728	0.02249	$t_{hr6} = 0.70$

表 2 YF-20 发动机诊断结果

Table 2 Diagnosis Results of YF-20 Engine

data file	predicting engine class	detection time, s	isolation time, s	fault degree
out3	normal			
outda3	abnormal opening of main oxidizer valve	1.09	1.18	0.66
outda4	abnormal opening of main oxidizer valve	1.09	1.17	0.65
outfa4	abnormal opening of main fuel valve	1.06	1.14	0.63
outfa5	abnormal opening of main fuel valve	1.07	1.14	0.62
outga1	oxidizer pump cavitation	1.09	1.16	0.67
outga2	oxidizer pump cavitation	1.08	1.22	0.70
outha1	fuel pump cavitation	1.09	1.24	0.62
outha2	fuel pump cavitation	1.26	1.36	0.68
outj4	oxidizer filter jam	1.07	1.27	0.66
outj8	oxidizer filter jam	1.07	1.23	0.62
outj12	oxidizer filter jam	1.08	1.20	0.62

本文选用了 30 组 YF-20 发动机随机仿真数据,总共 30×198 个样本点,用于提取概率参考规则集. 扩张阈值选为 0.03. 在这些情况下,共形成 148 个超球子空间,即每个概率规则集由 148 条规则元素构成. 训练样本再一次输入故障诊断系统在线提取概率待检规则集,接着与代表不同发动机工

作状态的概率参考规则集相匹配,得到了反映发动机工作状态的信任度. 然后对训练样本的信任度进行了统计分析(见表 1),采用“平均值减去 1 至 3 倍标准差”确定发动机故障检测和故障分离的阈值. r_{edline} 是正常信任度的最低容许线,是正常信任度的标准差的最大容许值,根据正常信任度的统计分析结果选定为: $r_{\text{edline}} = 0.85$, $\sigma_0 = 0.1$. 故障分离阈值是非常重要的参数,它们决定了故障诊断系统的误分率和漏分率,它们的大小根据故障信任度的统计分析结果选定,参见表 1.

对于发动机正常工作状态,检测结果是:没有发现故障,发动机工作正常. 对于发动机异常工作状态,故障诊断系统对每组仿真数据都正确预报了故障并分离了故障类型. 在仿真发动机故障时,设置的故障发生时间都是 1 秒,但是每次的故障检测和故障分离都有一定的时延,这是由于发动机故障过渡行为和概率待检规则集学习所需的滑动数据窗口间隔共同引起的时间差. 幸好故障检测时延在 0.30 秒之内,故障分离时延在 0.40 秒之内,这可以满足发动机故障诊断的响应时间要求. 图中故障程度定义为故障诊断系统发现故障期间的正常信任度的平均值.

4 结论

本文拓展了概率规则概念,可望解决概率规则之间的矛盾. 拓展的概率规则不但适合于故障诊断领域,而且能用于自动控制、信号处理、语音识别和图象处理等领域. 由于每一类发动机样板模式是由一个概率参考规则集描述,即由一个概率超球集神经网络输出的概率表示,这样基于概率规则集度量的故障诊断的计算费用相对比较高,可是其输出的结果非常稳定,因此它适合于发动机故障的离线诊断.

参 考 文 献

- Cheol Oh, Jun-Seoket Oh, and Stephen G Ritchie. Real-time hazardous traffic condition warning system: framework and evaluation. *IEEE Trans. Intelligent Transportation Systems*, 2005, 6: 265 ~ 272
- Reza Asgary, and Karim Mohammadi. Using fuzzy probabilistic neural network for fault detection in MEMS. Proceedings of the 5th International Conference on Intelligent Systems Design and Applications, 2005
- Jimmy Secretan, Michael Georgiopoulos, Ian Maidhof, Philip Shibly and Joshua Hecker. Methods for parallelizing the probabilistic neural network on a beowulf cluster computer, International Joint Conference on Neural Networks, BC, Canada, 2006: 16 ~ 21
- Tich Phuoc Tran, and Tony Jan. Boosted modified probabilistic neural network (BMPNN) for network intrusion detection. International Joint Conference on Neural Networks, BC, Canada, 2006: 16 ~ 21
- C H Lin and M C Tsao. Power quality detection with classification enhancible wavelet-probabilistic network in a power system. *IEE Proc. -Gener. Transm. Distrib*, 2005, 152(6): 969 ~ 976
- 苏建元, 孙蔚, 孙薇, 叶海涛. 基于神经网络和模糊逻辑的工业过程故障诊断与报警系统. *动力学与控制学报*, 2006, 4(3): 284 ~ 288 (Su Jianyuan, Sun Wei, Sun Wei, Ye Haitao. Fault diagnosis and alarm system of industrial process based on neural network and Fuzzy logic. *Journal of Dynamics and Control*, 2006, 4(3): 284 ~ 288 (in Chinese))
- 尹婷婷, 高行山, 张娟, 邓子辰. 基于 BP 神经网络的 U 型电热微致动器仿真分析. *动力学与控制学报*, 2008, 6(3): 265 ~ 269 (Yin Tingting, Gao Hangshan, Zhang Juan, Deng Zichen. Simulation of U-shaped flexural electro-thermal actuator based on neural network. *Journal of Dynamics and Control*, 2008, 6(3): 265 ~ 269 (in Chinese))
- 徐瑾, 赵又群, 阮米庆. 基于汽车操纵动力学的神经网络驾驶员模型. *动力学与控制学报*, 2008, 6(4): 381 ~ 384 (Xu Jin, Zhao Youqun, Ruan Miqing. The Artificial Neural Network Driver Model Based on Vehicle Handling Dynamics. *Journal of Dynamics and Control*, 2008, 6(4): 381 ~ 384 (in Chinese))
- 樊忠泽, 黄敏超. 空间推进系统工作过程故障仿真. *国防科技大学学报*, 2008, 30(2): 11 ~ 15 (Fan Zhongze, Huang Minchao. Fault simulation of space power system in the operation process. *Journal of National University of Defense Technology*, 2008, 30(2): 11 ~ 15 (in Chinese))
- 黄敏超, 刘昆. 分级燃烧循环发动机变工况的模糊控制. *国防科技大学学报*, 2002, 24(1): 5 ~ 8 (Huang Minchao, Liu Kun. Fuzzy control in changing conditions for staged combustion cycle engine. *Journal of National University of Defense Technology*, 2002, 24(1): 5 ~ 8 (in Chinese))

ENGINE FAULT DIAGNOSIS BASED ON PROBABILITY HYPERSPHERE SET NEURAL NETWORK*

Fan Zhongze¹, Huang Minchao²

(1. School of Electric & Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

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

Abstract A probability hypersphere set neural network was proposed for engine Fault Detection and Diagnosis (FDD). The neural network utilized probability sets as engine fault classes. Each probability set was an aggregate of some hyperspheres. A hypersphere was described by a center and a radius. The probability hypersphere set neural network can learn nonlinear failure boundaries in two passes through the training data, and provide the ability to incorporate new and refine existing failure classes without retraining. The FDD simulation of YF-20 engine systems demonstrates the strong qualities of the probability hypersphere set neural network.

Key words fault detection and diagnosis, probability set, neural network, hypersphere