

文章编号: 1000-8055(2003)06-0753-08

航空燃气涡轮发动机气路故障诊断 现状与展望

郝英^{1,2}, 孙健国¹, 白杰²

(1 南京航空航天大学 能源与动力学院, 江苏 南京 210016;

2 中国民用航空学院 机电学院, 天津 300300)

摘要: 燃气涡轮发动机在航空、地面和舰船上有着广泛的应用, 对其进行性能评估和故障诊断有着重大的现实意义。本文对发动机气路诊断的发展以及当前的主要气路诊断方法如故障方程法、基于非线性模型的诊断方法、基于人工智能等方法进行了综述, 最后对航空发动机气路诊断的发展进行了展望。

关键词: 航空、航天推进系统; 故障诊断; 综述; 数学模型; 人工智能; D-S 证据理论; 支持向量机; 航空发动机

中图分类号: V 263.6

文献标识码: A

State-of-the-Art and Prospect of Aircraft Engine Fault Diagnosis Using Gas Path Parameters

HAO Ying^{1,2}, SUN Jian-guo¹, BAI Jie²

(1 Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China;

2 Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China)

Abstract: Gas turbine engines are widely used in the fields of air, ground and ship, so it is much of importance to assess engine performance and diagnose its faults. This paper surveys the development of engine fault diagnosis and the main diagnosing methods including gas path analysis, non-linear model methods and artificial intelligence methods. Finally, the prospect of studying engine fault diagnosis is presented.

Key words: aircraft engine; fault diagnosis; gas path analysis; artificial intelligence;

Dempster-Shafer theory; support vector machine; aerospace propulsion system

1 发动机气路诊断发展

燃气涡轮发动机在航空、地面和舰船上都有着广泛的应用, 对于燃机用户而言, 全面了解燃机性能并对其故障进行快速、准确的隔离和辨识, 就可以更好地有计划换发以及确定发动机送修时的工作范围和深度, 从而大大地减少运营和维修成本, 并有效避免重大事故的发生。目前对发动机诊

断的研究主要集中在以下领域: 利用气路参数对发动机气路性能和传感器进行诊断^[1~6]; 利用振动^[7]、滑油^[8]及孔探信号对机械性能进行诊断; 利用专家系统^[9]或数据融合技术^[10]对发动机进行综合性能评估和故障诊断以及基于动态系统的故障诊断^[11]等。

气路故障诊断是利用带有噪音或偏置的气路参数对发动机性能进行诊断。气路诊断始于1972

收稿日期: 2003-02-16; 修订日期: 2003-07-18

作者简介: 郝英(1973-), 男, 河北邯郸人, 中国民用航空学院机电学院博士生, 讲师, 主要从事发动机故障诊断及控制研究

年Urban提出的故障影响系数矩阵^[12],该方法要求测量参数的数量大于或至少等于故障种类数。值得注意的是,影响气路诊断发展的主要是发动机维修思想由“预防维修”向“以可靠性为中心的维修”的转变,后者要求对发动机进行状态监控和故障诊断。随后,气路诊断受到越来越多的重视,20世纪80年代以来,一些监控诊断系统陆续投入使用,见表1。这些系统中,一类是对整机性能衰退进行监控,另一类则具有单元体诊断功能。此外,还有用于发动机大修试车的诊断系统如GE公司的TEMPER,P&W公司的MAPNET等,这些诊断系统主要利用发动机气动热力模型。目前有些机型为了诊断需要已增加了传感器数量。20世纪90年代后,人工智能尤其是神经网络开始广泛应用于气路诊断,美国空军研究实验室(Air Force Research Laboratory)于90年代后期开发的具有实时诊断功能的EHM样机系统主要采用神经网络方法进行故障诊断^[13]。发动机诊断专家系统有CFM的CASSDPEE、英国航空公司的ARFADNE等,它们都是将气路诊断和其它诊断技术相融合的发动机维修决策支持系统。

表1 部分国外发动机诊断系统
Table 1 Typical turbine engine diagnosis systems

系统名称	诊断水平	适用机型
ECM II	发动机	JT9D JT8D
ADEPT	发动机	CF6-50 CF6-80 CFM 56
SAGE	发动机	同上
TEAM III	单元体	PW 4000
IECMS	单元体	TF41
TEMS	单元体	TF34
EDS	单元体	F100
COMPASS	单元体	V 2500等

我国发动机监控与故障诊断技术研究起步较晚,尤其是在军机方面,总的来说,国内航空发动机监视和诊断技术至今还未得到很好的应用。这主要是因为歼击机用的发动机工作状态多变,工作环境复杂,故对军用发动机必须适当增加测量参数才有可能比较可靠的诊断部件性能。

气路诊断面临的主要困难是: (1)在大多数机型上依然是测量参数个数少于未知量个数; (2)故障之间存在很强的相关性,区分相似故障很困难; (3)测量参数中的噪音与故障造成的测量参数偏

差具有相同的级别,且测量信号可能存在偏置; (4)发动机很强的非线性及复杂性,且工况及工作环境变化大。

本文对目前已工程应用和仍处于仿真研究的各种主要气路诊断方法优缺点进行评述,并结合作者在该领域的研究成果,对某些方法提出了改进措施,文章最后对气路诊断的发展进行了展望,并对今后工作提出了建议。

2 发动机气路诊断主要方法

发动机气路诊断方法可分为三类: (1)基于线性模型的小偏差故障方程法; (2)基于非线性稳态模型的方法; (3)基于人工智能的方法。小偏差故障方程法是目前大多数系统所采用的方法,非线性模型法目前主要集中在仿真研究,人工智能尤其是神经网络方法已在工程上和某些诊断样机系统中得到应用。

2.1 小偏差故障方程法

小偏差故障方程中的影响系数矩阵通常由发动机数学模型来建立,也可由典型故障模式建立经验故障方程,利用后者还可减少对模型的依赖,增加诊断鲁棒性。目前,多数诊断系统采用故障方程法。Dole于1993年开发出的TEMPER程序^[2]是在发动机大修试车时使用,它可确定哪个部件性能下降造成发动机EGT裕度不足。Dole采用了加权最小二乘法,这种方法只有在试车台精确标定情况下,才会有较好的结果,但是诊断结果中存在着故障扩散化的现象(Fault Smearing)^[13],即故障本身只有一个部件造成,但诊断结果却将其归为多个部件造成。P&W的MAPNET也存在类似问题。我们在早期气路诊断研究中采用的求影响系数矩阵广义逆的方法^[5],也发现同样问题,这是由于测量参数少,故障种类多造成的。

在利用线性模型进行故障诊断中,卡尔曼滤波也得到了广泛应用^[15]。它可对部件故障和传感器偏差进行估计,且对单故障诊断表现良好^[15]。卡尔曼滤波本质上是递推最小二乘法,但是发动机在故障诊断之前通常要做趋势分析,它已对测量参数进行了平滑处理,故文献[16]认为只需进行一次求解即可,不必采用递推算法。

解决故障方程求解时方程少,未知量多的问题有两种方法: (1)增加方程个数。其中增加方程个数又有两种方法: 增加测量参数和选取发动机的多个工作状态来组成故障影响系数矩阵^[4]; (2)减少方程中故障种类数。

文献[4, 17]提出利用发动机多个工作点来扩展方程个数, 这样做的前提是发动机在不同工况下部件性能衰减程度相同, 并且选取的工作点应尽量相互远离以避免影响系数矩阵出现很强的多重共线性。对于军机可考虑采用该方法, 而民航发动机由于模型限制, 只可利用巡航状态, 故该方法不可取。航空发动机是一个成熟的产品, 一般不会在同一时间内出现多种故障, 基于此文献[16]中提出了故障主因子的概念。该文是针对商用在役发动机, 它只有4个测量参数, 文中的故障影响系数矩阵来自发动机制造商提供的各种典型故障的指纹图。由于引入了故障主因子概念, 在解方程时使故障因子数小于4, 这样可以有组解, 然后文中提出故障相关性准则, 其中有衡量线性模型线性显著性的子集显著性准则 SSC (Subset Significant Criteria)、衡量变量显著性的变量显著性准则 VSC (Variable Significant Criteria) 以及物理准则等, 将这些准则用来评价线性拟合的优劣, 拟合得最好的即为方程的解。它本质上是选择最优变量子集进行线性回归的问题。该文中提出的最优变量子集准则对于影响系数矩阵中存在多重共线性问题也具有很好的区分能力。我们在文献[18]中进一步提出了一致性准则(C 准则), 采用它对含有不同故障因子个数的各组解之间进行比较更为合理。

在利用故障方程气路诊断中, 我们认为主因子模型方法是一种比较好的方法。该方法特点是: (1) 不仅能隔离故障, 而且可定量诊断; (2) 可对多故障定量诊断, 这一点要优于神经网络, 因为用 BP 网络进行多故障定量诊断, 其训练样本库会相当复杂; (3) 较好地解决了多重共线性的问题; (4) 它虽是针对测量参数少于故障种类数的情况下提出的, 但在测量参数大于故障种类数时, 仍不失为一种好方法。

2.2 基于非线性稳态模型的诊断方法

基于非线性模型进行诊断的本质是利用测量参数来建立一个自适应的发动机性能模型, 再从部件性能量的变化来检测和辨识故障。

我们在文献[19]采用的方法是: 对发动机部件性能量引入修正因子, 然后对扩展的非线性方程组进行求解, 从而得到实际的部件性能量。在采用非线性模型的情况下, 为得到好的诊断结果, 通常需加约束条件, 设法使无故障气路测量参数个数要大于发动机性能故障的个数^[20]。由于发动机通常不会同时有几个部件发生故障, 故认为这样

处理是合理的。评价各组解的“优劣”的依据通常采用残差(即将估出性能量代入非线性模型得到测量参数的估计值与实际测量参数之差)大小来衡量, 残差最小的便认为是最可能的解。若不考虑传感器的偏置, 只需进行一次组合搜索。设发动机模型可表示如下:

$$Z = f(X, W)$$

对性能量估计通常采用如下目标函数:

$$J_1(X) = D^{-1} \cdot \|Z - f(X, W)\|_2$$

其中, $D = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_m)$, $Z \in R^m$ 为气路测量参数, $X \in R^m$ 为发动机性能量 ($n > m$), W 为飞行条件和功率给定, σ_i 为第 i 个测量参数的标准差。基于主因子的概念, 假定有故障的性能量个数为 p ($p \leq m$), 这样就有 C_m^p 种组合。当测量参数服从正态分布时, 对每种组合针对 J_1 进行优化可得到该组合下的最优解, 最后对这 C_m^p 组解, 再选出残差最小的那组解, 即为最可能的故障。文献[21]针对工业用燃机, 它的测量参数有6个且不考虑传感器偏置, 而部件性能量有8个, 文中指出当选取6个主要性能量为问题变量时, 诊断效果较好。

文献[20]则考虑了存在传感器偏置情况下对性能量的诊断。它用到了两重组合搜索, 其思路如下: (1) 传感器的有效性检验, 这是外层的组合搜索。在 m 个气路传感器中假定有 q 个存在偏置, 则在性能估计时不使用这些传感器, 估出性能量后, 再得到假定无偏置的测量参数的残差, 若残差大于根据测量参数的标准差确定的阈值, 则认为该组假设有问题, 若测量参数的预测值和测量值具有很好的一致性, 则认为该组假设准确。这些组合共有 C_m^q 种。(2) 为内层组合搜索, 即在(1)中假定有 q 传感器存在偏置的情况下, 再设有 p 个性能量发生故障, 但要保持无偏置传感器个数大于故障性能量个数即 $m - q > p$, 这样可有效防止故障扩散化。这些组合共有 C_n^p 种, 其中 n 为发动机性能量的个数。对于内层搜索中, 判定解的依据是所采用的测量参数的残差大小。关于目标函数的选择, 前文已指出只有当测量参数服从高斯分布时, 对目标函数 J_1 优化可得到性能量的最优估计, 但是, 文献[18]指出在实际中测量参数位于 3σ 之外的情况时有发生, 所以该文中内层搜索的性能指标定义为:

$$J_2(X) = \sum_{j=1}^{m-q} \frac{z_j - f_j(X, W)}{\sigma_j}$$

这样, 它可以提供一个具有鲁棒性的估计^[19]。由于 J_2 不可导, 故内层搜索采用了遗传算

法进行优化。该文是利用罗-罗公司小涵道比涡扇发动机 EJ200 精确稳态模型进行的, 该发动机用于装备欧洲歼击机 EFA 2000, 仿真结果验证了该方法的有效性。从以上分析中可以看出, 它的特点是: (1) 可处理传感器存在偏置的情况; (2) 计算中的每一步都采用的是发动机非线性模型, 无任何线性化处理, 它的好处在于完全的非线性更符合实际, 并可提供更为准确的结果; (3) 采用内外层组合搜索, 计算量复杂, 但仿真结果表明这样处理还是值得的。

在基于非线性模型的方法中, 文献[22, 23]给出了一种称为故障图(Fault Map)的方法。故障图通常采用一个二维平面, 其坐标轴通常是气路参数的组合值如压比、温比、转速比或转速差等, 在发动机无故障巡航态时, 对应故障图上一个点或区域, 然后由非线性模型仿真发动机的不同故障时, 该点会沿不同的方向移动, 这样就建立了该发动机的故障图。P&W 公司发动机机队管理中就采用了故障图对故障进行定性诊断。

利用非线性模型进行诊断目前主要集中在仿真研究, 在航空发动机上还未见有工程应用报道。但是, 若可获得精确的非线性稳态模型(该要求并不苛刻), 该方法也是值得推荐的, 因为它利用了非线性模型, 这样更接近发动机工作的真实情况, 并可定量诊断多故障、大偏差故障和传感器故障。此外, 在诊断中对不同组解进行选择时, 采用主因子方法中的一致性准则会更为合理。

2.3 基于人工智能的方法

人工智能在故障诊断领域有着广泛的应用, 它包括: 基于人工神经网络^[6, 24~35]、基于专家系统^[9, 36, 37]和基于数据融合^[10]等方法。在美国20世纪90年代早期制定的一体化高性能涡轮发动机技术(IHPTET)项目计划中, 机载的发动机寿命测量和诊断系统的研制也是其主要内容之一, 神经网络则被认为是最具潜力的诊断工具^[29]。我们对神经网络的研究^[6, 18, 29~33]也表明, 神经网络具有良好的工程应用前景。发动机诊断专家系统和各种融合诊断, 在工程上和一些样机系统中也都有不同程度的应用。

在发动机气路诊断中, 常用的网络模型有BP网^[6, 19, 24, 25], RBF网^[6], 概率神经网络^[27, 34], 自组织特征映射网(SOFM)^[19, 26, 31]和自联想网络^[28, 30, 32, 34]等。网络学习方式分为有导师监督型和无导师监督型。

对单故障分类通常采用BP网、RBF网和概率神经网络, 定量诊断可用故障模式的“大小”来衡量。BP网是靠整个网络“记住”了故障模式, RBF网络是靠隐层核函数中心“记住”典型故障, 概率神经网络则是由已知模式样本估计出类条件概率密度, 然后得到Bayes意义下的最优分类且其网络训练无需迭代。我们仿真研究^[6, 19, 34]发现, 这三种网络对单故障分类诊断效果令人满意, 概率神经网络与BP网现比, 对传感器的测量噪音具有较强的诊断鲁棒性。20世纪90年代中期, 澳大利亚航空航海研究实验室以F404涡扇发动机为对象, 采用概率神经网络进行诊断研究, 并进行了试验验证, 表明了该方法的有效性。这几种网络模型都属监督型学习网络, 对于未学习过的故障模式, 网络会出现误诊。ART网络对于未学习过的模式, 会在其输出层自动扩展, 以适应新的故障, 但该网络模型复杂, 并且存在“模式漂移”的问题, 故在气路诊断中应用较少。

自组织特征映射网属无监督学习网络, 它对模型依赖程度低。SOFM网优点是对未知故障能够自动聚类, 其本质是利用样本的距离来聚类。在对SOFM的研究中^[32], 我们发现它对模式噪音有很强的鲁棒性。美国空军研究实验室于20世纪90年代中研制的实时发动机诊断样机系统^[13]是先采用SOFM网进行初始诊断, 确认为已知故障后再用BP网诊断, 它对SOFM网研究也发现它对测量噪音具有很强的鲁棒性。

当用神经网络对多故障定量诊断时, 网络结构和训练样本库的组织都会变得比较复杂, 如文献[28]共使用了32个网络, 训练样本近15 000个。

自联想网络(Autoassociative Neural Network)常用于传感器滤波, 它的原理是利用非线性PCA(主分量分析)方法来对信息进行压缩和恢复。AANN由映射层、瓶颈层和解映射层组成, 瓶颈层神经元的个数反映了测量参数中自由度, 它可由测量参数的协方差矩阵来确定^[31]。为使网络对传感器故障进行适应, Kramer于1991年提出了鲁棒自联想网络(Robust AANN)^[38]。文献[28]中对RAANN训练分为两步: (1)用只有噪音而无偏置的传感器数据来训练一个前向网络, 网络结构为7-15-6-15-7, 训练好之后记下瓶颈层以后的权重; (2)为增加网络对传感器故障的适应能力, 对映射层网络结构重新构造成为7-25-10-6, 并用带有偏置和噪音的测量参数来训练网络, 其期望输出为对应的(1)中瓶颈层输出。在

应用时,先用(2)训练好的网络作为映射层,再用(1)中的解映层。我们对 ANN 的研究^[31, 33, 35]也表明,ANN 具有很好的滤波及传感器故障检测和适应能力。

神经网络方法不足在于:监督型网络的训练样本依赖于模型,网络结构的确定以及训练精度的控制,都带有一定的经验性。文献[39]指出,为使网络获得好的泛化性,网络结构的复杂程度还应与训练样本的规模相适应。在展望部分将论述的支持向量机方法是改进神经网络泛化性的一种很有希望的方法。

专家系统用于发动机气路故障诊断时,通常和其它征兆信息相结合。由于发动机本身的复杂性,专家系统需要对不确定性知识进行推理。知识的不确定性包括证据(故障征兆)不确定性和规则不确定性。文献[9, 14]中知识的表示和推理就是通过贝叶斯证据网(Bayesian Belief Network)来进行的。贝叶斯证据网也称为概率网(Probabilistic Network)或贝叶斯网,它是一种基于概率推理的有向图网络,它可综合大量知识,具有很强的处理不确定性信息的能力。20世纪90年代后期GE开发的针对CF6系列发动机的DEAN系统^[14]采用了贝叶斯证据网将大修过程中可能影响EGT裕度的各种因素和气路诊断程序TEMPER的输出结果相融合来给出性能衰退的各种原因的概率。

3 发动机气路诊断展望和对今后工作的建议

气路诊断作为发动机故障诊断的一个主要领域,30年来,其理论和实践都得到了不断的发展。气路诊断未来的发展方向将主要集中在以下几个方面:新的诊断方法研究;融合诊断研究;实时诊断;远程及远程实时诊断研究和数据挖掘技术在诊断中的应用研究等。下面,对这些方面分别阐述,在文章最后,对我国气路诊断研究工作提出建议。

3.1 研究新的更为有效的诊断方法

在气路诊断中,神经网络方法具有较好的应用前景。但是,其不足之处在于泛化性差,为使网络有好的泛化性,网络结构的选取及训练精度的控制都有一定经验性,而支持向量机方法则具有理论上可保证的最佳泛化性^[39]。支持向量机方法在活塞发动机爆燃(engine knock)和喷气发动机振动故障检测中已有应用^[40, 41],该方法同样可用

于气路故障检测。支持向量机作为一种新方法,其诊断的有效性及其方法的可行性都值得深入研究。

支持向量机方法是统计学习理论的具体实现,它反映了当前机器学习这一基础理论的最新发展。统计学习理论是小样本学习理论,最早由Vapnik于20世纪60年代提出,但自90年代以来受到越来越多的关注。关于SVMs(Support Vector Machines)方法,深入了解可参考文献[41, 42]。所谓支持向量就是支撑最优分类面的向量,它的思路是通过非线性变换将输入模式空间变换到一个高维空间,然后在这个新空间内求取最优分类面,而这种非线性变换是通过在原空间中定义适当的内积(核函数)来实现的。支持向量机的求解最终是一个二次规划问题,但是由于样本数比较大,常规的二次规划算法不再适用,目前比较好的是Platt于1998年提出的顺序最小优化SMO(Sequential Minimal Optimization)算法。该方法在人脸识别、手写体数字识别、文本自动分类等领域得到了成功应用。

支持向量机用于故障检测通常有两种方法^[41]:一种方法是在样本特征空间内寻找一个中心为 a ,半径为 R 的超球,正常样本点位于超球内,异常点位于超球之外。优化目标是超球体积要尽量小,同时位于超球外的样本点数量也要尽量少。该问题目标函数如下:

$$\min \left(R^2 + C \sum_i \xi_i \right)$$

$$s.t. \quad (x_i - a)^T (x_i - a) \leq R^2 + \xi_i$$

$$\xi_i \geq 0$$

其中 ξ_i 为松弛变量, C 为权系数, x_i 为第 i 个样本点。定义Lagrange函数 $L(R, a, \alpha, \xi)$ 为:

$$L(R, a, \alpha, \xi) = R^2 + C \sum_i \xi_i -$$

$$\sum_i \alpha [R^2 + \xi_i - (x_i - a)^T (x_i - a)] - \sum_i \gamma \xi_i$$

其中 $\alpha \geq 0, \gamma \geq 0$ 为Lagrange乘子。Lagrange函数对 R, a, ξ 分别求偏导并令等于0,可得到:

$$\sum_i \alpha = 1, \quad a = \sum_i \alpha x_i$$

$$C = \alpha - \gamma$$

将以上3式带入Lagrange函数,得到:

$$W(\alpha) = \sum_i \alpha (x_i, x_i) - \sum_{i,j} \alpha \alpha_j (x_i, x_j)$$

其中 (x_i, x_j) 表示欧氏空间的内积,用核函数内积进行替换后得:

$$W(\alpha) = \sum_i \alpha K(x_i, x_i) - \sum_{i,j} \alpha \alpha_j K(x_i, x_j)$$

其中 $K(x_i, x_j)$ 为核函数。这样, 原问题的对偶问题转化为:

$$\begin{aligned} \max W(\alpha) \\ \text{s.t.} \quad \sum_i \alpha_i = 1, \quad 0 \leq \alpha_i \leq C \end{aligned}$$

采用顺序最小优化方法对上式求解, 可得到 α , 其中 $\alpha_i > 0$ 对应的样本点就是支持向量, 然后利用支持向量可以求出超球半径 R 和中心 a_0 。

若测试样本点 z 满足:

$$K(z, z) - 2 \sum_i \alpha_i K(z, x_i) +$$

$$\sum_{i,j} \alpha_i \alpha_j K(x_i, x_j) - R^2 \geq 0$$

则 z 为故障点。第二种方法是在特征空间内寻找决策面, 详细了解可参见文献[42], 此处不再赘述。文献[41]用了第二种方法。

3.2 研究融合诊断技术

在工程实践中, 发动机维修工程师通常对要气路趋势, 振动数据, 孔探信息及机组报告等各种可用信息进行综合来判断可能故障。所以, 只有对发动机进行融合诊断, 才能提高诊断的准确性。融合诊断可利用专家系统, 神经网络或证据理论等方法进行, 融合的级别有征兆级融合和决策级融合。对发动机故障诊断可考虑将气路, 振动, 孔探, 滑油等不同诊断方法进行决策级融合诊断。Dempster-Shafer 证据理论[44]是一种有效的融合方法。

D-S 证据理论建立在一个非空集合 Θ 上, Θ 称为辨识框架(Frame of discernment), 它由互斥且穷举元素组成。在诊断时, Θ 即为基本故障组成的集合, 幂集 2^Θ 是所有可能的故障组合。在 2^Θ 上定义基本概率赋值函数 BPA F (Basic probability assignment function) 如下:

$$m: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$$

m 满足:

$$(1) \quad m(\Phi) = 0;$$

$$(2) \quad \sum_{A \subseteq \Theta} m(A) = 1$$

其中 Φ 为空集, A 为问题域中任一命题。在诊断中, $m(\cdot)$ 即为根据一种证据(故障征兆)得出的某种故障发生的概率, A 为可能的故障。[$A, m(A)$] 称为证据体, 利用证据体在 2^Θ 上定义信任函数 (Belief function) 和似真函数 (Plausibility function) 如下:

$$\text{Bel}(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B), \quad \forall A \subset \Theta$$

$$\text{Pla}(A) = 1 - \text{Bel}(A^c), \quad \forall A \subset \Theta$$

信任函数 $\text{Bel}(A)$ 表示全部给予命题 A 的支持程度, 似真函数 $\text{Pla}(A)$ 表示不反对命题 A 的程度, [$\text{Bel}(A), \text{Pla}(A)$] 称为命题 A 的信任区间。对于多个证据可利用合成公式进行融合, 公式如下:

$$m(\Phi) = 0$$

$$m(A) = \frac{1}{1-k} \sum_{A_i \cap B_j \cap C_l \cdots = A} m_1(A_i) \cdot$$

$$m_2(B_j) \cdot m_3(C_l) \cdots$$

$$k = \sum_{A_i \cap B_j \cap C_l \cdots = \Phi} m_1(A_i) \cdot m_2(B_j) \cdot$$

$$m_3(C_l) \cdots, \quad \forall A \subset \Theta$$

其中 k 反映了证据的冲突程度, $m_i(\cdot)$ 表示第 i 个证据的基本概率赋值函数。当 k 接近 1 时, D-S 理论会得出有悖常理的结论, $k=1$ 则无法融合。对此, Yager 于 1987 年提出了一种对合成公式的改进方法^[43], 文中将证据冲突概率分配给 Θ , 实际上是认为冲突证据相互抵消。文献[44, 45]又推广了 Yager 合成公式, 文献[45]将证据冲突概率按各证据对某命题的平均支持程度加权进行分配, 这样处理提高了合成结果的可靠性和合理性。

3.3 研究实时、远程及远程实时诊断技术

未来的发动机电子控制器将集控制和健康管理于一体, 健康管理就包括了异常检测、故障诊断和寿命预测等功能。发动机实时诊断也是美国一体化高性能涡轮发动机技术 (HPTET) 项目计划的一项内容, 并且在这方面已取得了很重要的成果。美国空军研究实验室开发的具有实时诊断功能的 EHM 样机系统^[12]的主要特点是: (1) 可在过渡态对传感器进行有效性验证; (2) 引入了虚拟传感器的概念, 即用传感器输出作为神经网络输入, 来估计涡轮前温度, 以便更好地预测热部件寿命; (3) 对气路和振动的诊断仍是在发动机处于稳态时提取特征, 然后利用神经网络和模糊逻辑进行诊断; (4) 该系统在发动机试车验证时, 对于只有一个传感器故障的情况, 诊断准确, 当有多个传感器故障时, 至少可以识别一个。

对于现役民航发动机而言, 进行远程诊断和远程实时诊断更有意义。远程诊断可由航空公司的维修基地或专门的远程监测服务提供商来完成。如 GE 发动机服务公司于本世纪初启动远程监测计划, 在 2001 年时已为 3300 台发动机提供该

服务,其主要成果在于创建了一个发动机性能变化及解决方案数据库^[48]。远程实时诊断是利用 A CARS (飞机通讯寻址和报告系统) 将发动机运行数据传给地面站,再传至维修基地,这样,在飞机落地前,就可以制定维修方案和计划签派。加拿大国家研究委员会(NRC) DS (综合诊断系统) 研究项目联合加拿大航空公司于20世纪90年代中后期开发出了具有远程实时功能的智能诊断系统 M X I。中国民航要求在2005年前给100座以上飞机加装 A CARS,并对飞机实时远程监控。

3.4 研究数据挖掘技术

飞机每个飞行任务结束都会产生大量的数据,日积月累就会有海量的发动机运营和维修数据,这就需要数据挖掘技术来发现数据中蕴涵的许多有用信息。数据挖掘的关键是建立适当的发动机运营数据库和维护数据库。N A S A 根据美国政府1997年制定的在10年内将航空致命事故率下降80%的目标,制定了航空安全计划 A vSP (aviation safety program)^[47]。飞机发动机健康管理是该计划的一个子项目,它由 N A S A Glenn 研究中心领导,采用数据挖掘作为其主要工具。通过数据挖掘可以识别故障前兆,预测关键部件的寿命,评价维修措施的有效性以及航线结构对发动机寿命影响等等诸多方面的有用信息。

3.5 对今后工作的建议

对于气路诊断,国内已进行了大量研究,并取得了一些成果,但仍主要集中在仿真研究,所以下一步应该对比较好的方法如主因子法,神经网络法等进行试验验证并付诸工程应用。

由气路诊断未来的发展方向,我们可以看到:

(1) 采用新的诊断方法如 SVM 方法和融合诊断技术,对于提高诊断的准确性是非常有益的,所以不论军用发动机还是民用发动机,都应大力加强此方面的研究。(2) 采用实时、远程及远程实时技术可使我们及时获取数据来判断发动机性能,但实时诊断相应诊断算法也提出了更高的要求。军用发动机进行实时诊断更有意义,所以对于我国军用发动机电子控制器在设计时,应考虑增加实时健康管理模块,它应包含故障检测、诊断和关键部件的寿命预测等功能。对于民航发动机,由于我国 A CARS 地面站已基本建立,实施远程实时监控和诊断对于提高发动机使用可靠性,降低维修成本意义重大。(3) 采用数据挖掘技术可提供除气路故障外更多有用信息。由于民航发动机每天

都有大量数据产生,且维修工作相对规范,故可考虑针对民航发动机进行数据挖掘技术研究。总之,不论采用什么方法和技术,我们的目标只有一个,即保证飞行安全,降低维修成本。

参考文献

- [1] Doel, David L. A ssessment of W eighted-L east-Squares Based Gas Path Analysis[R]. A S M E Paper 93- GT- 119
- [2] Doel David L. Temper- A Gas Path Analysis Tool for Commercial Jet Engines[J]. Transactions of the A S M E Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 1994, 116(1): 82- 89
- [3] 范作民, 孙春林, 林兆福. 发动机故障方程的建立与故障因子的引入[J]. 中国民航学院学报, 1994, 12(1): 1- 14
- [4] 陈大光. 多状态气路分析法诊断发动机故障的分析[J]. 航空动力学报, 1994, 9(4): 339- 343
- [5] 严寒松. 航空发动机故障诊断[D]. 南京: 南京航空航天大学, 1996
- [6] 钱建阳. 航空发动机气路智能故障诊断[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2000
- [7] 杨建国, 孙扬, 郑严. 基于小波和模糊神经网络的涡喷发动机故障诊断[J]. 推进技术, 2001, 22(2): 114- 117
- [8] 吴振锋. 基于磨粒分析与信息融合的发动机磨损故障诊断技术研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2002
- [9] Torella G, Torella R. Probabilistic Expert System for the Diagnostics and Trouble-Shooting of Gas Turbine Apparatuses [R]. A I A A 99- 2842
- [10] Roemer M J, Kapczynski G J, Schoeller M H. Improved Diagnostic and Prognostic Assessments Using Health Management Information Fusion [A]. Autotestcon Proceedings, IEEE Systems Readiness Technology Conference[C]. 2001: 365- 377.
- [11] Patton R J. Fault Diagnosis of a Simulated Model of an Industrial Gas Turbine Prototype Using Identification Techniques[A]. The 4th IFAC Symposium of Fault Detection, Supervision and Safety for Technical Processes[C]. 2000: 511- 516
- [12] Urban L A Gas Path Analysis Applied to Turbine Engine Condition Monitoring[R]. A I A A 72- 1082
- [13] Roemer M J. Engine health monitoring system for advanced diagnostic Monitoring for Gas Turbine Engines[R]. A FRL - PR- WP- TR- 1998- 2120
- [14] Palmer C A. Combining Bayesian Belief Networks with Gas Path Analysis for Test Cell Diagnostics and Overhaul[R]. A S M E 98- GT- 168
- [15] Volponi A J, DePold H, Ganguli R, et al The Use of Kalman Filter and Neural Network Methodologies in Gas Turbine Performance Diagnosis A Comparative Study [R]. A S M E 2000- GT- 547.
- [16] 范作民, 孙春林. 航空发动机状态诊断[M]. 天津: 天津科技翻译出版公司, 1997
- [17] 朱之丽, 孟凡涛. 模型辨识法诊断发动机故障的分析[A].

- 温州: 航空学会第十一届动力控制学术会议论文集[C]. 2002: 148- 152
- [18] Bai Jie, Fan Zuom in, Sun Chunlin. Consistence Criterion for Engine Fault Diagnosis Decision [A]. Proceedings of the Third Asian-Pacific Conference on Aerospace Technology and Science[C] Yunnan China, October, 2000: 407- 413
- [19] 杨蔚华. 航空发动机建模及故障诊断[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2000
- [20] Zedda M, Singh R. Gas Turbine Engine and sensor Fault Diagnosis Using Optimization Techniques [R]. AIAA 99- 2842
- [21] Bettocchi R, Spina P R. Diagnosis of Gas Turbine Conditions by Means of the Inverse Cycle Calculation [R]. ASME Paper 99- GT- 185
- [22] Davison C. R, Birk A. M. Steady State Performance Simulation of Auxiliary Power Unit with Faults for Component Diagnosis [R]. ASME Paper 2000- GT- 623
- [23] Davison C. R, Birk A. M. Development of Fault Diagnosis and Failure Prediction Techniques for Small Gas Turbine Engines [R]. ASME Paper 2001- GT- 548
- [24] 孙斌, 张津, 张绍基. BPN 在涡扇发动机气路故障诊断中的应用[J]. 航空动力学报, 1998, 13(3): 323- 326
- [25] 孙斌, 张津, 张绍基. 涡扇发动机气路故障定量诊断的BP网研究[J]. 推进技术, 1999, 20(4): 48- 52
- [26] 范作民. Kohonen 网在发动机故障诊断中的应用[J]. 航空动力学报, 2000, 15(1): 89- 92
- [27] Sun bin, Zhang Jin, Zhang Shaoji. An Investigation of Artificial Network (NN) in Quantitative Diagnosis for Turbofan Engine [R]. ASME Paper 2000- GT- 32
- [28] Zedda M, Singh R. Fault Diagnosis of a Turbofan Engine Using Neural Network: A Quantitative Approach [R]. AIAA 98- 3602
- [29] 叶志锋, 孙健国. 应用神经网络诊断航空发动机气路故障的前景[J]. 推进技术, 2002, 23(1): 1- 4
- [30] 黄向华. 发动机数控系统智能解析余度技术[D]. 南京: 南京航空航天大学, 1998
- [31] 陈恬, 孙健国, 杨蔚华, 等. 自组织神经网络航空发动机气路故障诊断[J]. 航空学报, 2003, 24(1): 46- 48
- [32] 黄向华, 孙健国, 依里亚索夫, 等. 基于自联想网络的发动机传感器解析余度技术[J]. 航空动力学报, 1999, 14(4): 433- 436
- [33] 叶志锋, 孙健国. 基于概率神经网络的发动机故障诊断[J]. 航空学报, 2002, 23(2): 155- 157
- [34] 叶志锋, 孙健国. 用自联想网络处理发动机测量参数[J]. 数据采集与处理, 2003, 18(2): 218- 221
- [35] DePold H R, Gass F D. The Application of Expert System and Neural Networks to Gas Turbine Prognostics and Diagnostics [R]. ASME 98- GT- 101
- [36] Hargrave S M, Fleming P J. The Use of Case-Based Reasoning Technology to Aid Fault Isolation in a Modern Gas Turbine Engine Design [R]. ASME 98- GT- 61
- [37] Kammer M. A Non-Linear Principal Component Analysis Using Autoassociative Networks [J]. AIChE Journal, 1991, 37(2): 233- 243
- [38] 边肇祺, 张学工等编著. 模式识别(第二版) [M]. 北京: 清华大学出版社, 2000
- [39] Ryshtsky M, Ortmann S, Glester M. Support Vector Approaches for Engine Knock Detection [A]. ICNN '99 International Joint Conference on Neural Networks [C]. 1999: 969- 974
- [40] Hayton P, Schoelkopf B, Tarassenko L, et al. Support Vector Novelty Detection Applied to Jet engine Vibration Spectra [A]. Colorado: Fourteenth Annual Neural Information Processing Systems (NIPS) Conference [C]. 2000: 946- 952
- [41] Campbell C. An Introduction to Kernel Methods [A]. Radial Basis Function Networks: Design and Applications [C]. Springer Verlag, Berlin, 2001: 155- 192
- [42] Schoelkopf B. Statistical Learning and Kernel Methods [R]. MSR- TR- 2000- 23
- [43] Yager R R. On the D-S Framework and New Combination Rules [J]. Information Sciences, 1987, 41(2): 93- 138
- [44] 孙全, 叶秀清, 顾伟康. 一种新的基于证据理论的合成公式[J]. 电子学报, 2000, 28(8): 117- 119
- [45] 李弼程, 王波, 魏俊, 等. 一种有效的证据理论合成公式[J]. 数据采集与处理, 2002, 17(1): 33- 36
- [46] 刘英姿. 实施发动机远程监测提高运营及维修效率[J]. 航空工程与维修, 2002, (1): 36- 37
- [47] Litt J, Simon D L, etc. NASA Aviation Safety Program Aircraft Engine Health Management Data Mining Tools Roadmap [A]. SPIE Proceeding of Data Mining and Knowledge Discovery: In Data Mining and Knowledge Discovery Theory, Tools, and Technology II [C]. 2000: 292- 298