

开展航天器故障诊断及趋势分析工作的建议

郭小红 徐小辉 赵树强 林海晨

(中国西安卫星测控中心)

摘要 随着对系统安全性要求的进一步提高,预防设备故障发生并进行故障趋势分析工作极为重要。以目前国内外对航天系统故障趋势分析技术的发展现状,基于模型与数据分析的趋势分析技术发展前景,研究探讨基于人工智能技术的趋势分析技术及其进一步发展,展望下一步工作面临的问题。

关键词 趋势分析 系统安全 数据分析

1 引言

故障可以理解为至少一个系统的重要变量或特性偏离了正常范围^[1]。随着对系统安全性要求的进一步提高,在设备发生故障前,预先进行故障趋势分析工作就显得极为重要。只有事先作好充分准备,对将要出现的故障原因作出判断,提出对策建议,才能有助于在紧急情况下迅速排除故障,及时避免或减少事故的发生,特别是对投资巨大、结构复杂、可靠性要求高的工程系统,如航空航天、核能等领域,故障诊断趋势预报已作为很重要的问题提了出来。

故障趋势预报的主要功能是利用算法对检测数据进行分析,以判断设备运行是否出现故障。如果经判断有可能出现故障,则发出故障警报,以便及时对故障进行诊断,避免故障发生和传播^[2]。本文系统介绍了目前国内外故障诊断趋势分析技术的发展现状,对趋势分析方法进行了初步探讨,提出下一步工作的展望。

2 国内外故障趋势分析技术的现状

上个世纪 70 年代到 80 年代,故障诊断发展到了解析冗余容错以及基于解析冗余的故障诊断阶段,弥补了硬件冗余所带来的系统复杂性。美国马萨诸塞州理工学院(MIT)的 Beard(1971 年)的博士论文首先提出用解析冗余取代硬件冗余,并通过系统自组织形成闭环稳定系统,通过比较观测器的输出得到系统故障信息的新思想,标志着利用解析数学模型产生冗余信号进行故障诊断的技术诞生^[3,4,5]。

基于模型的方法一直是故障检测与隔离领域的研究重点。Frank 和 Isermann 在文献[3,4]中详细介绍

了基于模型的故障检测方法。Farrell 和 Polycarpou 等人将基于计算的学习算法用于故障诊断领域并使其得到快速发展^[5,6],他们通常采用自适应算法或包括神经网络和模糊逻辑网络在内的自适应结构学习方法,由于这些方法的数学模型存在各种偏差,使得方法的鲁棒性变差,加大了故障检测的虚警率。Lu 首先涉猎故障趋势分析领域,他从系统控制范畴提出预测跟踪方案^[7],从而产生了基于非线性模型的滤波方法,即预测滤波方法。预测滤波通过比较测量输出与预测输出,估计对应的模型误差,从而修正系统状态,减小估计误差。Crassidis 将预测滤波方法进一步发展成为具有随机测量过程的估计器^[8,9]。这种滤波方法已经逐渐受到研究人员的重视,并被应用到许多非线性估计领域^[10]。由于预测滤波器具有在线估计未知模型误差的能力,国外研究人员将它应用到系统故障诊断中。

故障诊断技术一般分为三个部分:一是监测,即判别动态系统是否偏离正常功能;二是诊断,即监测到某个环节有故障,就要进一步查明故障原因及部位。趋势分析是故障诊断技术的第三个主要部分。对设备进行监测及故障诊断的目的不是简单的故障定位,然后停机维修,而是要进行视情维修,利用趋势分析模型,结合实际的生产需要在合适的时机进行维修,使决策科学化^[11]。故障诊断技术的三个主要部分是紧密相关的,监测和诊断是趋势分析的基础。故障诊断趋势分析在具体实现上涉及非常广泛的知识领域,如多传感器数据聚合技术、信号分析与处理技术、人工智能、神经网络、模式识别、非线性动力模型、模糊逻辑推理技术和随机模型等。

国际上对于故障趋势分析技术的研究起步晚于

故障诊断技术前两部分地开展,并且进展缓慢,一直停留在表面现象的域值判断层面上。故障趋势预报是故障诊断与事件预报技术相结合的研究范畴,1979 年 Sakes^[12]等人开始了这方面的研究,但进展一直很慢。目前国内外研究主要集中于参数模型法和非参数模型法。参数模型法首先对观测的历史数据的模型做一定的假设,经过模型参数的估计得到预测值。常用的参数模型有多项式曲线拟合、主观概率预测、回归预测、卡尔曼滤波器、确定型时间序列、随机型时间序列、灰色模型等方法^[13]。

上个世纪 90 年代中期,美国 NASA 和 Ames T、Sary C 对此曾进行过开拓性研究^{[14][5]},建立了基于模型和基于知识的趋势分析方法。特别是 NASA 的趋势分析项目组,他们还着手开发了航天工程领域第一套功能较为完善的基于分粒度建模和多模推理的航天器趋势分析系统——AMTAS (the Automated Model-Based Trend Analysis System)^[16];2000 年,第 15 届国际模式识别会议上,美国学者 Policher.S.和 Geva.A.B^[17]提出一种新的基于时间序列的模糊聚类故障趋势预报算法。这种算法基于时间聚类的结构,成功应用于语音识别和医学信号分析等不稳定的信号模式的分析、分割和预报上。这种方法有效地解决了不确定模型重构和无人监督模式系统的故障趋势预报难题。

近几年来,模糊理论和神经网络的结合,使得故障趋势预报领域产生了一种新的模糊神经网络的算

法。2000 年,Ajith Abranam 和 Baikunth Nath 在第 2 届工业计算机国际会议上提出了一种软计算的方法对电子电路系统进行智能在线监控。文献[18]中介绍了该方法,并将结果与常规神经网络预测结果进行比较,表明该算法明显优于人工神经网络。文献[19]中,介绍了粗糙集方法的数据分析和推理能力,并通过对飞机系统中众多传感器所收到的数据进行属性约简,提取规则,建立预测变量模型,实现故障趋势预测。很多学者对小波和神经网络的结合在故障趋势预测方面作出了研究。1999 年 P.Wang 和 G.Vachtsevanos 在文献[20]中采用动态小波神经网络对工业和制造业方面进行故障趋势预报。动态小波神经网络结合了当时的信息和存储能力,能完成故障预报的任务。

3 故障诊断趋势分析方法简介

3.1 参数状态识别与预测

一般的故障诊断技术需要有信号检测、状态特征变量分析、多变量聚合、状态识别等多个技术环节,如图 1 所示。信号检测、状态特征量分析、多变量聚合及状态识别四个功能模块完成设备状态的监测和故障诊断的任务。近期的状态趋势、远期的状态趋势和预测模型模块完成设备的状态趋势分析的功能。长期/近期预测模型根据历史正常数据进行模型提炼,再与当前状态进行比对,从而完成趋势预测功能。

信号检测环节中,利用传感器监测系统行为获

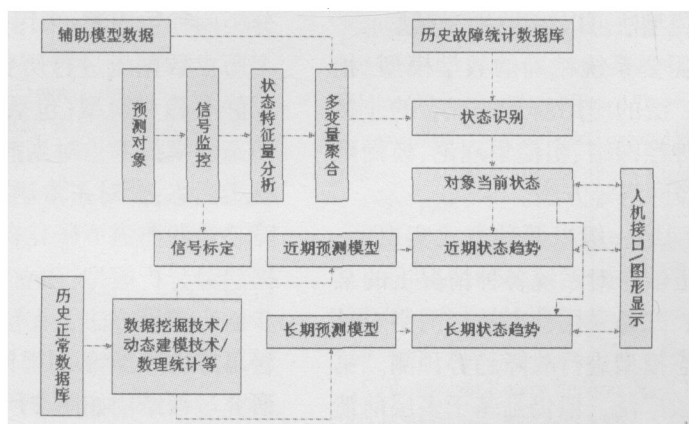


图 1 参数状态识别与预测简图

得原始数据,可监测振动、压力和温度等。而状态特征变量分析环节,即是对原始信号的二次处理。信号处理的目的是把直接检测到的信号转换为能表达工况状态的特征量,常用的方法有 FFT 法、三维谱法、时间序列法、小波算法和分形算法等。各种信号处理方法均有不同的优缺点,简单方法意味着运算快速

和较多信号信息的丢失,相反复杂理论意味着繁琐计算和较多信息特征的提取。因此,必须结合硬件设备的运行实验,选择对具体设备最为敏感的状态量,才能加强诊断的针对性,提高诊断的准确性^[21]。

多变量聚合环节中,应努力寻找合适的的数据聚合算法,将由监测到的数据列获得的特征变量和来

自于模型或其他相关数据库的变量综合。系统的参数有功能参数、结构参数,沿时间分布的参数,沿空间分布的参数,它们有不同量级,不同范围,将这些由单个传感器测量的数据或处理数据恰当地聚合,客观描述设备的状态。

状态识别过程的根本任务是根据设备的运行信息来识别设备的状态。由于航天器硬件设备的自身结构和运行过程及环境的复杂性,其诊断特征量与状态之间,一般并无一一对应关系,从而发展了很多诊断方法。基于知识的专家系统和神经网络结合的状态识别模型,吸收了前者模块化、知识表达明确、无需大量样本和逻辑思维等优点,结合后者较强的自学习、联想和形式思维能力,可以为状态识别提供更强大的工具。

3.2 参数模型和非参数模型方法

故障趋势预报是故障诊断与事件预报技术相结合的研究范畴,可利用参数模型法和非参数模型法进行预测。

参数模型法运用的前提是假设的模型与实际情况模型必须保持高度一致,在满足这一条件后,首先对观测的历史数据的模型做一定的假设,然后采用各种参数模型对模型参数进行估计,得到预测值。常用的参数模型有多项式曲线拟合、主观概率预测、回归预测、卡尔曼滤波器、确定型时间序列、随机型时间序列、灰色模型等方法。当模型不能高度一致时,预测结果相当差,但是非参数模型法可以解决这一问题。

非参数模型法不需要系统精确的数学模型,相对于参数模型具有更广泛的应用前景。现有的非参数模型法主要是基于神经网络、粗糙集理论、模糊聚类、模糊神经、小波神经网络等方法。

故障预报的神经网络一般以两种方式实现,一是神经网络做函数逼近器,对系统各种情况下的某些参数进行拟合预测;二是采用动态神经网络对过程或系统参数建立动态模型进行故障趋势预测。第一种方式目前应用比较广泛,但仍是基于多层前馈网络,只代表了一类可通过代数方程描述的静态映射,适用于静态分析预测。而动态神经网络针对动态时序建模,包括全连接网络及各种具有局部信息反馈结构的网络模型等有效的网络结构。这些网络本身具有相应的动态结构,其预测就成为动态预测。

3.3 奇异谱+神经网络分析

奇异谱理论已广泛用于信号处理、全球温度变化趋势分析、非线性动力系统分析等众多领域。运用

奇异谱理论对航天器某些系统某些部件的某些状态参数趋势进行分析,完成状态参数时间序列的降噪和趋势特征提取,运用人工神经网络完成对状态参数变化趋势的识别。

通过相空间重构降低数据噪声,采用迭代 SVD 方法克服相空间重构方法存在的最小奇异值不高于噪声的问题,基于奇异谱理论对含有噪声的过程参数信号时间序列构成的轨迹矩阵进行趋势提取。

为了便于神经网络的识别,首先需要将实际测得的过程参数数据进行归一化处理。一般过程参数(温度、电压、电流或寿命)有下列 5 种典型趋势:没有变化(曲线平坦)、上升趋势、下降趋势、先上升后下降、先下降后上升。对于任意一个过程参数,不管变化怎样复杂,都可以分解为上述 5 种情况的组合,可以利用这 5 种趋势描述过程参数的变化趋势,采用的神经网络为三层 BP 网络,输入层的节点数为 16,输出层为 5。上述 5 种标准趋势数据为训练样本,利用 BP 学习准则对网络进行训练。

4 航天器故障趋势分析设计思路

在数据收集与分析的基础上,对数据进行集成化管理,建立数据仓库,针对不同系统(如:电源系统、测控系统、温控系统、姿控系统)及其系统中的不同部件(如:测控系统中的应答机、天线等)建立不同级别的数据流,并分为历史趋势分析和实时趋势分析两种数据源;采用数据挖掘中的各种方法,对各个历史数据流进行历史趋势分析数据模型提炼,形成静态趋势模型(包括正常状态和异常状态);采用动态建模技术,对当前数据进行动态趋势分析数据模型提炼;针对正常运行状态下的“通道”,在预测故障趋势的前提下研究容错措施,优选“安全通道”;根据趋势分析模型,建立完善故障趋势分析工具,进一步研究预警方法,在预警方法成熟的基础上进行预警可靠性和预警/漏警评估系统的设计。研究思路及研究过程结构如图 2 所示。

5 工作展望

由于趋势分析和故障预警的技术难度大,国内外航天部门对该领域的研究还停留在探索阶段。在其他领域中,特别是控制领域对其的研究较为深入,可以借鉴成功的例子进行辅助分析。总而言之,这是一个循序渐进和逐步发展的过程。作者对今后的工作进行了一些思考,主要有如下几点:

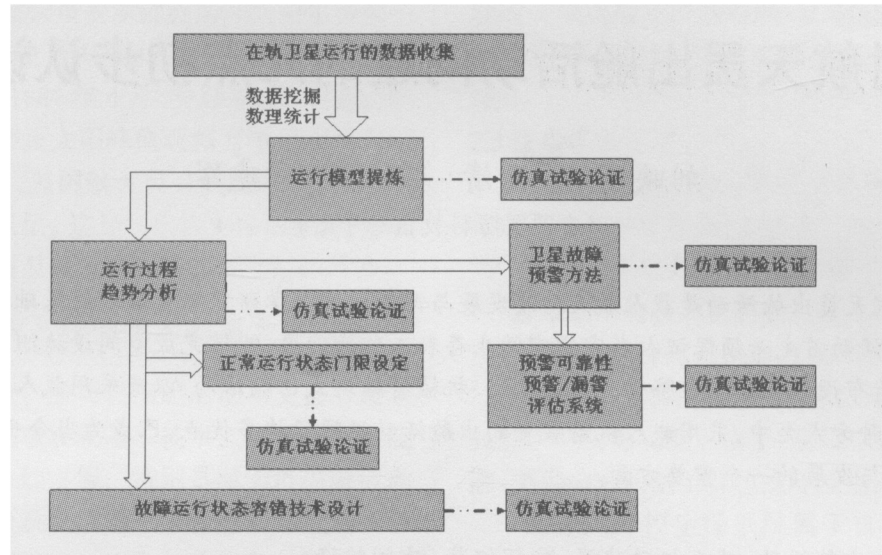


图 2 研究思路及研究过程结构示意图

(1)在航天器上的多传感器系统的故障趋势分析较为复杂，不能采用单一的数据分析手段对各种参数进行简单分析，数学模型和智能算法的结合将是一个具有良好前景的发展方向；

(2)开展模糊和遗传算法结合的研究，是目前对没有模型支持的未知系统探讨的有力手段；

(3)故障预警系统的评估方式还处于起步阶段，结合其他领域的成功经验界定合理的指标甚为重要。◇

参考文献

[1]Isermann R and Balle P. Trends in the application of model based fault detection and diagnosis of technical processes [C] . Proc. of IFAC World Congress ,San Francisco , USA , 1996 ,1-12
 [2]胡寿松,刘亚. 复杂工程系统的可靠控制(续). 华北电力大学学报. 2003,30(3):39-43
 [3]Frank P M. Fault diagnosis in dynamic systems using analytical and knowledge-based redundancy-A survey and some new results [J]. Automatica, 1990, 26: 459-474
 [4]Isermann R. Process fault detection based on modeling and estimation methods: A survey[J]. Automatica,1984, 20: 387-404
 [5]Farrell J A, Berger T, Appleby B D. Using learning techniques to accommodate unanticipated faults [J]. IEEE Contr Syst Mag, 1993, 13: 40-49
 [6]PolycarpouMM,HelmickiMA Automated fault detection and accommodation: A learning approach[J]. IEEE Trans. Syst, Man Cybern, 1995, 25: 1447-1458
 [7]Lu Ping. Nolinear Predictive Controllers for Continuous Systems [J]. Journal of Guidance, Control and Dynamics, May-June 1994, 17(3): 553-560
 [8]Crassidis J L, Markley F L. Predictive Filtering for Nonlinear Systems [J]. Journal of Guidance Control and Dynamics, 1997, 20(3): 566-572

[9]Crassidis J L, Markley F L. Predictive Filtering for Attitude Estimation without Rate Sensors[J]. Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 1997, 20(3): 522-527
 [10]Lin Yurong, Deng Zhenglong. Star-sensor-based predictive Kalman filter for satellite attitude estimation [J]. Science in China, Ser F, 2002, 45(3): 189-195
 [11]杨叔子,吴雅等.时间序列分析的工程应用[M].武汉:华中理工大学出版,1989.
 [12]Lu K S,Sakes R. Failure prediction for an on-line maintenance system in a poisson shock environment[J]. IEEE Trans on System Man and Cybernetics, 1979,SMC-9(6):356-362
 [13]Tse P W, Atherton D P. Prediction of machine deterioration using vibration based fault trends and recurrent neural networks [J], Journal of Vibration and Acoustics,1999,121(7):355-362
 [14]Ames,Troy. Knowledge-Based Trend Analysis--Trends [J]. <http://groucho.gsfc.nasa.gov/ames/trends>,1995
 [15]Sary, C. Trend Analysis Study Report[C], DSTL-96-013, NASA GSFC,1996
 [16]TRENDS Project Group.Automated and Model-Based Trend Analysis of Spacecraft Systems[C], NASA GSFC,,1996
 [17]Policker S, Geva A B. A new algorithm for time series prediction by temporal fuzzy clustering [C]. Proceeding of 15th International Conference on Pattern Recognition, ICPR-2000:732-735
 [18]Ajth Abraham, Baikunth Nath. A soft computing approach for fault prediction of electronic systems [C]. Proceedings of the Second International Conference on Computers In Industry. ICCI 2000, 2000.83-91
 [19]Pena J M, Letourneau S, Famili F. Application of rough sets algorithms to prediction aircraft component failure [C]. Advances in intelligent data analysis third international symposium, 1999
 [20]Wang P, Vachtsevanos G. Fault prognosis using dynamic wavelet neural networks [C].AAAI Spring Symposium, Polo Alto, 1999,132-139
 [21]钟秉林,黄仁. 机械故障诊断学[M].北京:科学出版社,1997.