

doi: 10.11823/j.issn.1674-5795.2019.06.01

# 飞机结构健康监测系统数据处理及在线应用

方旭<sup>1</sup>, 薛景锋<sup>1,2</sup>, 宋昊<sup>1</sup>, 申雅峰<sup>1</sup>, 赵启迪<sup>1</sup>

(1. 航空工业北京长城计量测试技术研究所, 北京 100095; 2. 中国航空研究院, 北京 100029)

**摘要:** 阐述了飞机结构健康监测的概念和基本组成部分, 从监测结构和监测量方面梳理了常见的监测对象; 评述了近期结构健康监测数据处理的典型研究成果, 主要包括数据采集和预处理、数据分析两个方面, 可以看到智能计算的思想和方法越来越多地应用在其中; 展望了飞机结构健康监测未来走向大范围在线工程应用的趋势, 有针对性地提出了三个要点, 分别是机载化在线监控系统硬件的研发、算法的开发和行业的标准化, 然后梳理了飞机结构健康监测传感器技术的近期研究案例, 并介绍了新兴算法应用于在线监测系统中的应用案例, 为进一步推动飞机结构健康监测系统研究提供参考与借鉴。

**关键词:** 结构健康监测; 数据处理; 智能计算; 在线监测; 光纤传感器

**中图分类号:** TB9

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1674-5795(2019)06-0001-07

## Data Processing and On-line Application of Aircraft Structural Health Monitoring System

FANG Xu<sup>1</sup>, XUE Jingfeng<sup>1,2</sup>, SONG Hao<sup>1</sup>, SHEN Yafeng<sup>1</sup>, ZHAO Qidi<sup>1</sup>

(1. Changcheng Institute of Metrology &amp; Measurement, Beijing 100095, China;

2. Chinese Aeronautical Establishment, Beijing 100029, China)

**Abstract:** This paper expounds the concept and basic components of aircraft structural health monitoring, combs out the common monitoring objects from the aspects of monitoring structure and monitoring amount, reviews the typical research results of recent structural health monitoring data processing, mainly including data acquisition, preprocessing and data analysis, in which it can be seen that the idea and method of Intelligent Computing are increasingly applied in it. In this paper, the trend of aircraft structural health monitoring in the future towards large-scale on-line engineering application is prospected. Three key points are pointed out, which are the development of airborne on-line monitoring system hardware, the development of algorithm and the standardization of the industry. Then, the recent research cases of aircraft structural health monitoring sensor technology are analyzed, and the cases of emerging algorithm applied to on-line monitoring systems are introduced. It can provide reference for further promoting the research of aircraft structural health monitoring system.

**Key words:** structural health monitoring; data processing; intelligent computing; on-line monitoring; optical fiber sensor

## 0 引言

飞机结构健康监测 (Structural Health Monitoring, SHM) 为飞机适航安全、结构优化、气动模型验证及单机寿命管理等提供前提条件。在现阶段国内外飞机的使用和研制中, 均对确保飞机结构的安全性和完整性提出了迫切的需求, 其中包括以下两个方面: 其一是现阶段部分军用和民用飞机的使用时间已经超过了它们当初的设计使用年限, 老龄飞机在长期的服役过程中更容易受到结构疲劳和腐蚀的影响, 结构健康监测技术对于老龄飞机提高适航安全性、延长服役时间和降低维修成本等均具有重大意义; 其二, 随着航空科学技术的飞速发展, 现代飞机结构形式呈现出越来越复杂的趋势, 几何尺寸也更加多种多样, 对飞机结构

的优化设计、提高可靠性和可维护性提出了更高的要求。自飞机结构健康监测技术出现以来, 世界各国的研究机构、高校以及工业部门对其发展和应用前景始终保持高度关注。但是目前在飞机上实施的结构健康监测系统很少, 基本都还处于开发监测子系统的阶段, 仍在进行大量的实验室验证和空中飞行测试。本文将从数据处理和应用趋势两个方面, 综述近期飞机结构健康监测领域的研究成果和典型案例。

## 1 结构健康监测概念及常见监测对象

结构健康监测是将传感器/驱动器固定/嵌入到结构中, 利用先进信号采集技术实现对结构事件或者状态信息的获取, 然后结合相关信号信息处理技术和材料结构力学建模方法提取特征参数以评估和预测结构

健康状态的过程。飞机结构健康监测系统主要由四部分组成：①传感器阵列/网络；②数据采集、传输与处理模块；③用来确定结构健康状态及损伤情况的特征及模型；④评估及预测模块，为制定延寿维修方案提供依据。

飞机结构健康监测系统的常见研究对象有起落架、机翼、梁、板、连接部件等局部结构，终极目标是整机监测。常见的监测量有振动监测、弹塑性变形及蠕变、载荷/应力/应变分布、环境参量等。金属结构通常还需要监测裂纹萌生扩展及断裂、意外损伤、腐蚀等；复合材料结构通常还需要监测冲击、层板的分层、共固化/共胶接元件和夹层结构芯子/面板的脱粘、夹层结构的水浸入等。

## 2 结构健康监测数据处理

面向工程应用的结构健康监测系统或故障预测与健康监测(PHM)系统通常数据量巨大，对这些数据的处理包括数据采集、数据预处理(如异常数据诊断和重构、数据传输和丢失数据恢复等)、数据管理、数据分析(数据融合、数据挖掘和数据建模的算法和应用)。本文将重点评述数据采集、预处理和分析方面的内容。

### 2.1 数据采集和预处理

#### 2.1.1 数据采集

常用的数据采集算法主要有两种。①传统的香农-尼奎斯特(Shannon-Nyquist)采样定理，为了不失真地恢复模拟信号，采样频率应不小于模拟信号频谱中最高频率的2倍，采用该方法得到的结构健康监测系统数据量将是巨大的。②压缩感知(CS)方法，其基本思想是利用一种特殊设计的传感器直接对某些基(如小波基)中稀疏的信号进行压缩采样，然后用稀疏优化算法对其进行精确重构(解压缩)。压缩感知方法近年来引起了广泛的关注，该方法采集的样本数量相较传统方法大幅减少，有利于数据的在线处理和遥测传输，并有利于数据进入飞参。

在压缩感知理论中，信号  $\mathbf{x} \in \mathbf{R}^n$  可以通过线性测量来感知，其关系式为

$$\mathbf{y} = \Phi \mathbf{x} + \mathbf{e} \quad (1)$$

式中： $\Phi$  是  $m \times n$  的测量矩阵或采样运算符； $\mathbf{e}$  是测量噪声。

由于  $\Phi$  是  $m \ll n$  的一个  $m \times n$  矩阵，所以信号  $\mathbf{x}$  的恢复问题是不适定的。然而，在压缩感知理论中，如果信号  $\mathbf{x}$  是稀疏的(即信号在某个基  $\Psi$  中具有稀疏表示，其中  $\mathbf{x} = \alpha \Psi$ )，且  $\Phi$  矩阵满足限制性等距性质，

则可以通过  $l_1$  范数优化问题重建系数  $\alpha$ 。

$$\hat{\alpha} = \min \|\tilde{\alpha}\|_1 \quad (2)$$

可以得到

$$\|\Phi \tilde{\alpha} - \mathbf{y}\|_2 \leq \varepsilon \quad (3)$$

式中： $\varepsilon$  是测量误差水平的界， $\|\mathbf{e}\|_2 \leq \varepsilon$ ；矩阵  $\Phi = \Phi \Psi$ ； $\hat{\alpha}$  是系数的最优解； $\tilde{\alpha}$  表示所有可能的解，其  $l_1$  范数  $\|\tilde{\alpha}\|_1$  的定义是  $\|\tilde{\alpha}\|_1 = \sum_{i=1}^n |\tilde{\alpha}_i|$ ，其中  $\tilde{\alpha}_i$  是  $\tilde{\alpha}$  的元素。

信号的稀疏性是压缩感知理论的基本前提，然而现实中的许多信号是近似稀疏的，Yong Huang 和 James L. Beck 等人<sup>[1]</sup>提出了一种鲁棒贝叶斯压缩感知方法来重构结构健康监测中的近似稀疏信号。文献[1]探讨了不确定参数的稳健处理方法，包括对预测误差精度参数进行积分，消除其作为“干扰”参数的影响，以及引入一种连续松弛法，以实现基系数超参数的优化。利用合成信号的压缩数据和结构健康监测系统的实际信号，验证了该算法对近似稀疏信号的重建鲁棒性、后验不确定性量化、无线传输过程中丢失的数据重构等方面具有优越的性能。

许多振动信号具有稀疏特征(即只有少数几个模态对结构的振动起作用)，而且结构不同位置的实测振动数据在频域上具有几乎相同的稀疏结构，为了提高这类数据的重构精度，中国的 Yuequan Bao 和 Zuqiang Shi 等人<sup>[2]</sup>提出了一种基于压缩感知的结构振动信号群稀疏性优化方法并验证了该方法的有效性。文献[2]利用傅里叶基的特殊结构，提出了一种基于增广拉格朗日乘子(ALM)的算法，该算法只涉及快速傅里叶变换(FFT)或软收缩，从而提高了运算效率。经实验证明该方法可以获得较小的重构误差，并且可以从重构数据中识别出模态参数。

压缩感知方法还可用于结构损伤识别和载荷识别等系统识别任务，利用结构损伤空间稀疏性和载荷分布来解决识别过程中涉及的优化问题。压缩感知方法有望广泛应用于飞机结构健康监测领域。

#### 2.1.2 数据预处理

数据预处理、数据清洗或数据重建对于结构健康监测是非常重要的。结构健康监测数据常常包含由传感器故障、系统故障和环境影响引起的多种类型的异常，最常见的数据异常包括数据丢失、小值、离群点、正方形、趋势和漂移等，这些异常将严重屏蔽数据中包含的真实信息。

常见的数据预处理方法包括四类：①处理缺失值，常见方法有均值插补、同类均值插补、建模预测、高维映射、多重插补、极大似然估计、压缩感知矩阵补全和手动插补等；②属性编码，常见方法有特征二元化和独热编码；③数据标准化正则化，标准化包括归一化和规范化，归一化新数据 = (原数据 - 最小值) / (最大值 - 最小值)，规范化新数据 = (原数据 - 均值) / 标准差，正则化是将样本的某个范数(如 L1 范数)缩放到单位 1；④特征选择(降维)，常见的特征选择分为三类：过滤式、包裹式和嵌入式，常见的降维方法有三种：奇异值分解(SVD)、主成分分析(PCA)和线性判别分析(LDA)。实际的数据预处理案例中需根据具体情况采用适当的数学工具处理数据异常问题。

Hua-Ping Wan 和 Yi-Qing Ni<sup>[3]</sup>提出了一种基于多维高斯过程贝叶斯多任务学习的结构健康监测数据恢复的方法，可以同时建模一系列任务。贝叶斯多任务学习在数据重构中的主要优势在于它能更有效地利用现有数据，并利用底层的相关任务来增强重构能力。基于高斯过程的贝叶斯方法的建模性能严重依赖于所选择的协方差函数，他们重点研究了各种协方差函数的影响，包括：非共混和混合(复合)对重建性能的影响，还探讨了如何选择合适的协方差函数来重建缺失的结构健康监测数据。

Yong Huang 和 James L. Beck 等人<sup>[4]</sup>提出了两种层次贝叶斯模型，并提出了相应的多任务稀疏贝叶斯学习(SBL)联合学习算法，可以通过在度量组中建模信息关系来利用数据冗余。采用具有共同预测精度参数的层次模型更有效地考虑了不同任务的数据相关性，提高了学习性能。验证了对于高度稀疏和近似稀疏的两种模型，利用多个相关任务之间的公共信息可以获得更好的性能。他们研究了多任务稀疏贝叶斯学习在结构健康监测中的两个应用：恢复无线传输过程中出现的丢失数据和识别结构刚度损失，分别利用了时空域的关系信息，证明多任稀疏贝叶斯学习在解决广泛存在的近似稀疏问题方面很有潜力。

中国的 Yuequan Bao 和 Zhiyi Tang 等人<sup>[5]</sup>提出了一种基于计算机视觉(CV)和深度学习(DL)的异常检测方法，首先对原始时间序列进行可视化，并将原始时间序列转换成图像数据，然后训练一个用于异常分类的深度神经网络(DNN)。该方法包括两个主要步骤：①数据可视化转换，时间序列信号在图像矢量空间中分段表示；②采用叠加自动编码器和贪婪分层训练技术进行训练。训练后的深度神经网络可以用来检测大

量结构健康监测数据中的潜在异常。

## 2.2 数据分析

常见的数据分析方法可大致分为四类：①基于知识的方法——依赖于专家知识系统对问题做出判断和决策，如损伤指标；②基于数理统计的方法——从统计特性角度考虑，寻找数据总体分布规律，如“浴盆曲线”；③基于模型的方法——通过集成物理或数学模型和随机过程建模进行分析，如贝叶斯方法；④基于数据驱动的方法——在很难建立复杂系统数学模型的情况下，利用特定算法对监测数据进行分析，如神经网络、模糊系统等智能计算方法，图 1 为智能计算的概念范围。实际的数据分析方案通常为多种分析方法的综合应用。

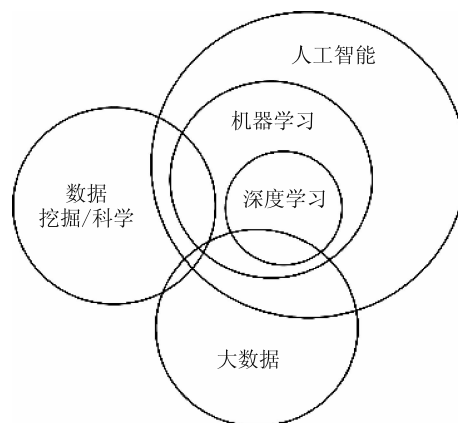


图 1 智能计算的概念范围

可用稀疏表示和压缩感知、低秩矩阵分解和完备以及无监督的多元盲源分离等数学工具进行有效建模和处理。美国人 Satish Nagarajaiah 和 Yongchao Yang<sup>[6]</sup>提出了一种显式建模和利用数据结构来解决结构动力学、识别和数据驱动健康监测中的逆问题的范式，将有助于今后开发快速、无监督且有效的系统识别、损伤检测以及海量结构健康监测数据传感和管理的数据处理方法。

使用卡尔曼滤波器是一种以其综合性和鲁棒性而闻名的技术。Marcia Baptista 和 Elsa M. P. Henriques 等人<sup>[7]</sup>研究了卡尔曼滤波器对剩余使用寿命估计值的适用性。利用飞机现场数据进行了大量实验，研究了卡尔曼滤波器的有效数据驱动预测方法：广义线性模型、神经网络、k-最近邻、随机森林和支持向量机。结果表明，基于卡尔曼的模型具有较好的精度和收敛性，而且卡尔曼滤波技术可以提高设备寿命结束时原始回归模型的精度和偏差。整体改进最好的方法是最近邻

算法,表明它可能是用于实例的最佳方法。

如何有效地从复杂数据中提取特征信息是一个重要而具有挑战的问题,同步压缩小波变换、快速傅里叶变换和无监督深度玻尔兹曼机可用于从记录信号的频域中提取特征。美国人 Mohammad Hossein Rafiei 和 Hojjat Adeli<sup>[8]</sup>介绍了一种利用传感器采集的结构环境振动响应借助概率密度函数建立结构健康指数(SHI)对结构系统进行全局和局部健康状态评估的方法,并通过实验验证了该模型的有效性。该模型的优点是不需要从结构的比例模型中获得实验结果来模拟结构的不同损伤状态,只需要获取健康结构的环境振动情况即可,在没有环境振动的情况下,可利用结构特性和概率理论随机模拟这些振动。基于模式识别模型的结构健康监测策略的一个关键问题是缺乏诊断标签来解释测量数据,在解决此问题的过程中领域知识的使用是必不可少的,它激发了机器学习方法的使用,可以用来提取损伤敏感特征并解释结果。英国的 L. Bull 和 K. Worden 等人<sup>[9]</sup>应用聚类自适应主动学习算法处理飞机实验测试数据,成功地说明了利用主动学习工具进行结构健康监测的优点,以一种局部监督模式识别的形式,通过选择数量有限的最具信息性的样本来获得数据标签,首次将主动学习方法应用于工程数据。

其他工程领域的相关研究成果对于在航空领域的应用具有重要的参考价值 and 借鉴意义。Chia-Ming Chang, Tzu-Kang Lin 和 Chih-Wei Chang<sup>[10]</sup>提出了一种基于人工智能神经网络模型的结构健康监测策略,首先实现了随机子空间系统识别,得出了健康结构的固有频率和振型,然后推导出该结构的简化模型,允许改变刚度项来构造各种损伤模式,最后根据各种损伤模式下的结构在环境振动下模态特性的数值模型,训练并建立了神经网络模型,用于结构损伤模式识别。中国人 Yi-zhou Lin 和 Zhen-hua Nie<sup>[11]</sup>提出了一种损伤检测方法,设计了一种深层卷积神经网络来学习特征和识别损伤位置,相比于另一个检测器上利用小波包节点能量作为输入特征的情况,在无噪声和含噪声数据集上都获得了很好的定位精度,对网络中隐含层学习的特性进行可视化是为了获得对网络工作方式的物理洞察,可以发现,学习到的特征随着从粗滤波器到振动模态的深度变化而变化,这意味着良好的性能出自它学习数据背后本质特征的能力。Guoqing Gui 和 Hong Pan 等人<sup>[12]</sup>提出了三种基于支持向量机的损伤检测优化算法,采用网格搜索、局部群优化和遗传算法等方法对惩罚参数和高斯核函数参数进行优化,选择了两

种基于时间序列数据的特征提取方法来获取有效的损伤特征,使用 17 种不同场景的基准实验数据来验证所提出的数据驱动方法,实验结果表明,三种优化的机器学习方法在灵敏度、准确性和有效性方面都比传统方法有了明显的提高。澳大利亚的 Nguyen Lu Dang Khoa 和 Mehrisadat Makki Alamdari 等人<sup>[13]</sup>研究了损伤识别和子结构聚类,他们的解决方案是基于机器学习技术和基于领域知识的鲁棒特征提取:在一个问题中,采用频域分解方法提取损伤敏感特征,然后采用鲁棒的一类支持向量机(OCSVM)进行损伤检测,获得了较高的损伤检测精度,并能够评估损伤的严重程度;在另一个问题中,利用一种聚类技术和谱矩特征对相似行为的子结构进行分组,并检测出空间异常。结合机器学习和统计分析直接应用于溯源动态测量的技术近来引起了关注,巴西人 Rafaele Piazaroli Finotti, Alexandre Abrahão Cury 和 Flávio de Souza Barbosa<sup>[14]</sup>研究了损伤识别方法中很少探讨的统计指标,以直接在时间域内表征加速度测量,并比较了两种机器学习算法:人工神经网络和支持向量机,利用从原始动态数据中获得的统计数据来识别结构损伤,先后通过数值模拟和实验测试对其进行评估,所得结果支持开发利用加速度测量统计指标进行损伤评估的计算工具。

智能计算方法的运用将弥补传统方法的不足之处,多种处理方法的综合应用对于结构健康监测技术的进步具有重要推动作用,是研究的热点方向。

### 3 飞机结构健康监测在线应用

结构健康监测可以定义为收集基本信息的过程,该过程允许在任何阶段监测、定位和量化漏洞(如疲劳开裂、边界条件退化等),从而提高系统的弹性。近年来,作为一种提高金属和复合材料在航空航天结构中主要部件效用的方法,在线结构健康监测得到了越来越多的研究关注,结构健康监测系统的成功实施将带来飞机结构从基于时间的维修向基于状态的维修(视情维修, CBM)的过渡,其相关优势包括认证方法的先进性、操作的高效性和安全性。

当前工业界和学术界都在积极探索,为飞机结构健康监测技术走向大范围的在线工程应用铺平道路。电子、无线通信和软件方面的最新进展有望开启一个新的时代,在全球范围内共享信息的密集连接设备,即物联网(IoT),将物联网/无线传感网络与结构健康监测中的工业传感器结合使用,提供了一种部署监控系统的专用、廉价且简单的方法,可以在不同实体之

间共享数据。先进的信号信息处理技术、材料结构力学方法、控制科学与工程等学科综合应用于结构健康监测领域,即智能结构的概念,也越来越受到关注。结构健康监测系统的需求具有挑战性和多样性,因此在同一部署中可以使用多种不同的技术,同时,系统中中间件的使用可以大大简化并加速结构健康监测应用程序的开发。除此之外更有针对性地提出三个要点:①研发便于与基体结构集成的稳定可靠的传感器和适于机载的配套在线监控系统(包括采集传输系统,解调系统,数据分析系统等)硬件;②开发更有效的适于工程应用的数据处理算法(包括数据采集、预处理和分析等各个环节);③制订结构健康监测系统的评定标准,开发评定技术。

压电晶片主动传感器(PWAS)是应用于飞机结构的一种很有实用价值的结构健康监测传感器,具有较高的检测范围和检测闭合裂纹的能力,其检测分辨率足够满足飞机结构损伤检测的要求,但缺点是重量稍大。比较真空监测(CVM)传感器是一种新兴的传感器,它的检测范围较小,更适用于热点监测或对一些损伤易发的特定区域进行监测。光纤光栅(FBG)传感器是一种潜力巨大的传感器,重量轻,抗干扰能力强,具有较高的复用能力,在单个光纤上可以集成多达2000个光纤光栅传感器,从而大大降低了电缆要求和连接复杂度,便于配备机载化系统。它还容易嵌入到复合材料中,在不易见的冲击损伤监测和载荷监测等多方面具有很强的应用价值。还有其他可应用于飞机结构健康监测系统的传感器技术例如微机电系统(MEMS)传感器、声发射(AE)技术、无线传感器网络(WSNs)技术、尚处实验室研究阶段的碳纳米管传感器和印刷传感器等。

光纤应变传感器网络的研发和应用是目前的研究热点这一,它既能监测金属和复合材料结构的全局行为,又能监测局部的临界损伤,轻量级的、易于复用的光纤应变传感器使得建立一个可忽略重量损失的现场、大规模、分布式的数千传感器网络成为可能。美国人B. L. Martins和J. B. Kosmatka<sup>[15]</sup>将两种光纤应变传感系统时程测量中存在的噪声水平与传统的加速度计和激光振动计的噪声水平进行了比较,并对光纤建立的模态模型与传统传感器的模态模型进行了比较研究,结果表明,波分复用光纤的动态响应测量性能优于加速度计和激光振动计,除了模拟损伤(局部附加质量)结构外,还利用波分复用光纤建立了基线测试结构的模态模型,利用三个先前开发的损伤指示函数更

明确地显示了光纤传感器检测和定位模拟结构损伤的能力。意大利的A. Iele和M. Leone等人<sup>[16]</sup>介绍了在飞机起落架上集成光纤布拉格光栅传感器进行远程实时载荷监测的情况,根据有限元数值分析得出真起落架(主起落架和前起落架)的载荷状况,将几种线性和三轴结构的光纤光栅应变传感器集成在不同的位置上,并进行多次试验,所得结果与参考电应变计测得的结果基本相符,证明光纤光栅传感器技术应用于飞机起落架的远程实时载荷测量具有很大的潜力。哥伦比亚的Alejandro Carvajal-Castrillón和Joham Alvarez-Montoya等人<sup>[17]</sup>结合一种新的结构性能评估技术,提出了一种基于光纤布拉格光栅测量应变和非监督分类技术的用来识别不同工况的微型应变采集和无线传输系统,在一架无人机机翼梁上进行了试验,该无人机由嵌入了传感器的复合材料制成,应变测量采用最优基线选择方法,通过对结构应变场的分析,证明了该系统具有识别和分离结构不同工况的能力,使用该方法可以对复合材料构成的航空航天复杂结构进行实时损伤检测。

Nick Eleftheroglou和Dimitrios Zarouchas等人<sup>[18]</sup>提出了一种基于多种现场监测技术的结构健康监测数据融合的框架,旨在提供一种新的特征以实现更有效的寿命预测。声发射(AE)和数字图像相关(DIC)是所选择的现场结构健康监测技术,采用一种非均匀隐马尔可夫模型(NHSM)对复合材料结构在疲劳载荷作用下的损伤积累进行了建模,并利用常规及融合的结构健康监测数据估算了复合材料的剩余使用寿命(RUL)。将该方法应用于疲劳载荷下的开孔碳/环氧试件,通过建立新的预测性能指标,比较了利用每种结构健康监测技术和数据融合后提取的特征进行剩余寿命估计的情况,验证了所提出框架的有效性。

美国人Chonlagarn Iamsuang, Ali Mosleh和Mohammad Modarres<sup>[19]</sup>提出了一种建模方法、计算算法和在线系统健康管理中的应用实例。提出了一种混合动态贝叶斯网络(DBN),通过建立具有连续变量的理论或经验退化模型来表示具有潜在失效物理过程的复杂工程系统,该方法灵活直观,并可从小的本地化的功能扩展到大型复杂的动态系统。采用预计算策略和动态规划方法对马尔可夫链蒙特卡罗(MCMC)推理进行了优化,实现了对系统健康状况的在线监测和诊断。预计算推理数据库可用于有效的连续健康监测、剩余使用寿命的概率预测和模式识别的异常检测,还实现了高效的系统参数和结构在线学习算法以及维护决策方法。以无人机(UAV)的应用为例,验证了所提出方

法的有效性。

常见的适于机载的电子器件包括微控制器(MCU, 如搭载 ARM 内核微处理器的单片机)、现场可编程门阵列(FPGA)、数字信号处理器(DSP)和树莓派(Raspberry Pi)等, 未来可大范围应用于结构健康监测系统, 显然, 微电子行业的快速发展也对推动相关行业的进步具有重大的意义。以智能算法为代表的各种复杂算法在小型、轻量级和低功耗硬件上的实现有待深入研究, 这将决定在线监测系统的机载化部分能多大占比地承担全流程的数据处理任务, 也将决定能不能实现完全现场化完全机载化的在线或实时结构健康监测系统或故障预测与健康管理系统。巴西的 A. Monteiro 和 M. de Oliveira 等人<sup>[20]</sup>实现了卷积神经网络(CNN)算法在树莓派 3 上的嵌入式应用, 并评估了其可行性和性能。卷积神经网络嵌入式算法量化和分类表示了健康和受损结构状况的框架及其间的差异性, 在一个实验研究案例中展现出了 100% 的命中率, 这对基于卷积神经网络的结构健康监测系统的设计和分析可能产生较大影响, 鼓舞人们在这类结构健康监测系统中嵌入复杂应用程序来实现目标, 如航空航天结构的损伤识别。

以上几个近期的研究案例仅作参考, 实际有发展潜力的结构健康监测传感器技术, 通信技术, 电子技术(用于机载化、硬件化等)和信号信息处理算法等研究方向远远不限于此。

评定标准及评定技术是一个行业发展趋于成熟的必要条件和重要标志, 它是结构健康监测工程化进程中更为远大的目标。

#### 4 结束语

飞机结构健康监测技术涉及结构动力学、材料学、传感器技术、通信系统、信号信息处理技术以及智能计算等多个学科, 是一个综合性的研究方向。飞机结构健康监测在飞机设计研制阶段、地面试验阶段、试飞定型阶段、工程制造阶段和运行维护阶段都能发挥重要作用, 为飞机优化设计和延寿维护提供依据。本文重点针对近几年研究活跃的飞机结构健康监测数据处理和工程应用导向趋势综述了目前具有代表性的研究成果, 为该领域寻找热点研究方向及相关案例提供参考。飞机结构健康监测技术有着广阔的应用前景, 目前正处于系统化过程的开始阶段, 从实验室研究走向大范围实际工程应用仍需大量的试验验证, 相关技术和方法的标准化仍在起步中, 应积极尝试各种新兴技术, 结合实践, 不断探索创新, 才有可能取得更大的进步。

#### 参 考 文 献

- [1] Huang Y, Beck J L, Wu S, et al. Bayesian compressive sensing for approximately sparse signals and application to structural health monitoring signals for data loss recovery[J]. Probabilistic Engineering Mechanics, 2016, 46: 62 - 79.
- [2] Bao Y, Shi Z, Wang X, et al. Compressive sensing of wireless sensors based on group sparse optimization for structural health monitoring[J]. Structural Health Monitoring, 2017, 17(4): 823 - 836.
- [3] Wan H P, Ni Y Q. Bayesian multi-task learning methodology for reconstruction of structural health monitoring data[J]. Structural Health Monitoring, 2018.
- [4] Huang Y, Beck J L, Li H. Multitask Sparse Bayesian Learning with Applications in Structural Health Monitoring[J]. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2018.
- [5] Bao Y, Tang Z, Li H, et al. Computer vision and deep learning-based data anomaly detection method for structural health monitoring[J]. Structural Health Monitoring, 2018, 18(2): 401 - 421.
- [6] Nagarajaiah S, Yang Y. Modeling and harnessing sparse and low-rank data structure: a new paradigm for structural dynamics, identification, damage detection, and health monitoring [J]. Structural Control and Health Monitoring, 2017, 24(1).
- [7] Baptista M, Henriques E M P, de Medeiros I P, et al. Remaining useful life estimation in aeronautics: Combining data-driven and Kalman filtering[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2019, 184: 228 - 239.
- [8] Rafiei M H, Adeli H. A novel unsupervised deep learning model for global and local health condition assessment of structures [J]. Engineering Structures, 2018, 156: 598 - 607.
- [9] Bull L, Worden K, Manson G, et al. Active learning for semi-supervised structural health monitoring[J]. Journal of Sound and Vibration, 2018, 437: 373 - 388.
- [10] Chang C M, Lin T K, Chang C W. Applications of neural network models for structural health monitoring based on derived modal properties[J]. Measurement, 2018, 129: 457 - 470.
- [11] Lin Y Z, Nie Z H, Ma H W. Structural Damage Detection with Automatic Feature-Extraction through Deep Learning[J]. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2017, 32(12): 1025 - 1046.
- [12] Gui G, Pan H, Lin Z, et al. Data-driven support vector machine with optimization techniques for shm and damage detection[J]. Civil Engineering, 2017, 21(2): 523 - 534.
- [13] Khoa N L D, Makki Alamdari M, Rakotoarivelo T, et al. Structural Health Monitoring Using Machine Learning Techniques and Domain Knowledge Based Features[M]. in Human

- and Machine Learning Human - Computer Interaction Series. Ch. Chapter 20, 409 - 435, 2018.
- [14] Finotti R P, Cury A A, Barbosa F d S. An SHM approach using machine learning and statistical indicators extracted from raw dynamic measurements[J]. Latin American Journal of Solids and Structures, 2019, 16(2).
- [15] Martins B L, Kosmatka J B. Evaluation of Fiber Optic Strain Sensors for Applications in Structural Health Monitoring[C]// Aiaa/asce/ahs/asc Structures, Structural Dynamics, & Materials Conference. 2016.
- [16] Iele A, Leone M, Consales M, et al. Load monitoring of aircraft landing gears using fiber optic sensors[J]. Sensors and Actuators A: Physical, 2018, 281: 31 - 41.
- [17] Carvajal-Castrillón A, Alvarez-Montoya J, Niño-Navia J, et al. Structural health monitoring on an unmanned aerial vehicle wings beam based on fiber Bragg gratings and pattern recognition techniques [C]// in 2nd International Conference on Structural Integrity. 729 - 736 Procedia Structural Integrity, 2017.
- [18] Eleftheroglou N, Zarouchas D, Loutas T, et al. Structural health monitoring data fusion for in-situ life prognosis of composite structures[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2018, 178: 40 - 54.
- [19] Iamsung C, Mosleh A, Modarres M. Monitoring and learning algorithms for dynamic hybrid Bayesian network in on-line system health management applications[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2018, 178: 118 - 129.
- [20] Monteiro A, de Oliveira M, de Oliveira R, et al. Embedded application of convolutional neural networks on Raspberry Pi for SHM[J]. Electronics Letters, 2018, 54(11): 680 - 682.

收稿日期: 2019 - 11 - 07

### 作者简介

方旭(1992 -), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为机翼载荷监测和在线监测系统开发。



## 计量量值传递与溯源工作研讨会在昆明召开

2019年11月14日~15日, 市场监管总局计量司在云南昆明市组织召开计量量值传递与溯源工作研讨会, 通报了各地贯彻总局统一部署要求, 开展社会公用计量标准建设与管理落实情况, 并就计量比对、法制计量改革和注册计量师职业资格制度相关情况进行了介绍。

据了解, 《市场监管总局关于进一步加强社会公用计量标准建设与管理的指导意见》发布一年以来, 各地围绕各自重点领域、重点产业发展需求, 新建、改造、提升了一批经济社会发展急需的社会公用计量标准, 为促进高质量发展发挥了积极作用。多个省、市、自治区制定了本辖区内社会公用计量标准建设与管理的指导意见。

会上, 总局计量司有关人员介绍了今年加大计量比对改革力度的具体措施, 并对《注册计量师职业资格制度规定》、《注册计量师资格考试实施办法》修订内容做了分析。总局以公告的形式向社会发布了《实施强制管理的计量器具目录》, 此次目录调整数量缩减比较多, 调整幅度比较大, 计量司在进行相关解读后, 要求全国“一盘棋”执行新目录, 强化事后监管。

计量司负责人表示要在计量工作和事业发展中, 特别是在计量制度体系完善过程中切实提高计量治理体系和治理能力现代化水平。各地市场监管部门要按总局部署要求做好计量量值传递与溯源工作, 进一步提升向社会发布社会公用计量标准信息共享公开的水平, 扎实做好对本地区计量比对结果不符合规定要求的参比实验室的整改、督促和处理工作, 加快推动计量工作从单一计量向多元测量转变、计量管理向计量治理转变、计量支撑向计量引领转变。

(摘自 计量测控)