

多元数据融合在无人机结构 健康监测中的应用*

何绪飞^{1,2}, 艾剑良¹, 宋智桃²

(1. 复旦大学 航空航天系, 上海 200443;

2. 民航上海航空器适航审定中心, 上海 200335)

摘要: 结构健康监测是保证航空器持续安全运行的重要方式,正成为无人机平台研发和适航认证的一项关键技术.针对无人机结构动态监测中的多种不同传感器测量信息,实时提取结构加速度、应变响应信号和模态特征参数,构造归一化的小波包能量变化率指标、应变能变化率指标、模态频率变化率指标与混合损伤评价指标,用于指示结构健康状态.利用多层次数据融合技术进行数据级融合、特征融合以及基于 Bayes 概率神经网络的决策融合,建立结构损伤程度、位置信息与健康评价指标之间的对应关系,通过粗糙集约简显著降低了特征属性的空间维度,获得关于结构健康状况的一致性决策.通过某型号无人机的健康监测实例验证了上述数据融合技术在识别多种类型传感器输入、多位置损伤识别中的精度,表明多元数据融合在无人飞行器结构损伤识别中的有效性.

关键词: 健康监测; 数据融合; 概率神经网络; 粗糙集约简; 损伤识别

中图分类号: V24; O327 **文献标志码:** A **DOI:** 10.21656/1000-0887.380225

引 言

现代航空器设计和运行过程中需要对其结构健康状态进行监控,近年针对无人飞行器/平台的健康监测技术越来越受到相关研发机构和适航当局的重视.研究表明^[1-5]结构振动是飞行器结构完整性的灵敏显示器.结构的损伤会引起结构物理参数(质量、刚度等参数)的变化,进而引起结构动态响应和模态参数的变化.因此,结构模态参数或从响应中提取全局或局部的健康评价指标可用于指示结构损伤发生情况.为了更好地监测飞机的健康状态,通常在飞行器结构不同部位上布置多个不同类型的传感器.各种类型的传感器测量的数据可能具有不同的特征:模糊的或者确定的,快变的或者缓变的,不可避免存在相互矛盾或竞争的部分.如何充分利用这些测试数据提取结构异常或损伤信息,是开展结构健康监测的关键.

通过对多来源结构信息进行数据融合^[6-8],可以将不同类型的传感器测量数据综合利用、

* 收稿日期: 2017-08-08; 修订日期: 2017-09-14

基金项目: 工信部民机科研专项资助项目(G011605);中国博士后科学基金(2015M580956)

作者简介: 何绪飞(1985—),男,博士生(通讯作者. Tel: 021-22321434; E-mail: hexufei1985@126.com);

艾剑良(1965—),男,教授,博士,博士生导师(E-mail: aijl@fudan.edu.cn);

宋智桃(1966—),男,研究员(E-mail: songzhitao_hd@caac.gov.cn).

特征提取与融合决策,把这些在空间或时间上的冗余或互补信息进行合理处理,以获得被测无人机结构健康状况的一致性描述.数据融合技术与其他仅利用单一测量数据的健康监测方法相比,借助组合数据能挖掘出更多的结构信息,发挥多个传感器共同或联合测量的优势,提高系统损伤识别的有效性.因此,本文利用多元数据融合技术在不同的数据维度对无人机多传感器测量数据进行综合分析和处理.

1 多元数据融合策略

对于无人机结构的时间历程响应,分别提取结构应变、加速度响应及模态频率数据进行多层次的数据融合,主要包括:数据层、特征层和决策层融合及粗糙集属性约简计算,其整体数据融合流程如图 1 所示.

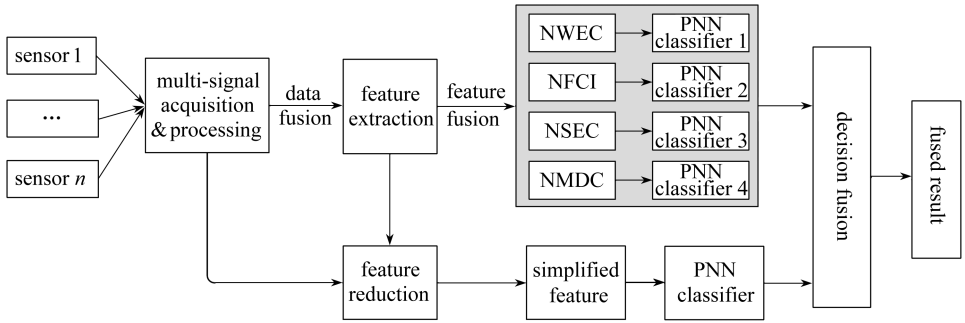


图 1 多元数据融合进行结构健康监测流程

Fig. 1 Multi-source data fusion process for structure health monitoring

下面各节对图 1 中的多元数据融合过程及其应用进行阐述,其中综合采集结构加速度、应变响应及结构主要模态的频率数据为数据层融合.利用这些数据分别提取表征结构健康状态的归一化的小波包能量变化率指标、应变能变化率指标、模态频率变化率指标及混合损伤评价指标实现特征层融合.最后通过概率神经网络(PNN)进行特征数据分类和损伤/健康情况的映射判断为决策层融合.

1.1 结构健康指标

利用无人机结构的不同类型传感器测量数据,提取结构健康评估的特征参数,尽可能全面地反映结构的状态信息,为概率神经网络映射计算准备样本数据.

对于输入信号 $f(t)$ 进行小波包分析,构造归一化的小波包能量变化率指标 $N_{WE}^{[9-10]}$:

$$N_{WEi} = \frac{C_{WEi}(k)}{\sum_{j=1}^p |C_{WEj}(k)|}, \tag{1}$$

式中, $C_{WEi} = \frac{E_{Wdi} - E_{Wui}}{E_{Wui}}$ 是第 i 频段的小波包能量变化率, E_{Wui} 和 E_{Wdi} 分别是结构在健康和损伤时第 i 频段的小波包能量, p 为选取的频段数.

定义归一化的应变能变化率指标 N_{SE} , 归一化的模态频率变化率指标 N_{FC} 以及归一化的混合损伤评价指标 N_{MD} 如下:

$$N_{SEi} = \frac{C_{SEi}(k)}{\sum_{j=1}^n |C_{SEj}(k)|}, \quad (2)$$

$$N_{FCi} = \frac{C_{Fi}}{\sum_{j=1}^m |C_{Fj}|}, \quad (3)$$

$$N_{MDi} = \frac{C_{MDi}(k)}{\sum_{j=1}^n |C_{MDj}(k)|}, \quad (4)$$

式中, $C_{SEi} = \frac{\mathbf{E}_{Sdi} - \mathbf{E}_{Sui}}{\mathbf{E}_{Sui}}$, $C_{Fi} = \frac{f_{di} - f_{ui}}{f_{ui}}$, $C_{MDi} = \frac{\mathbf{E}_{Sdi} - \mathbf{E}_{Sui}}{f_{di}^2 - f_{ui}^2}$ 分别是第 i 阶模态对应的应变能变化率、模态频率变化率和混合损伤指标; n 为测量节点总数; m 为模态总数; f_{ui} , f_{di} 是结构损伤前后的第 i 阶模态频率; \mathbf{E}_{Sui} 和 \mathbf{E}_{Sdi} 分别是第 i 阶模态时, 结构损伤前后的应变能量向量。

1.2 特征数据融合处理

神经网络具有强大的非线性映射和学习能力, 在无人机结构健康监测中通过 PNN 建立结构特征参数与各种损伤模式之间的对应关系, 评估在各特征参数下结构处于不同损伤状态的概率密度。

采用 Bayes 概率密度函数^[11-13]来描述所测数据的概率分布, 借助 Parzen 窗来表征估计概率密度函数。对 Bayes 概率密度 $f_q(X)$ 进行加权平均, 得到融合的概率密度:

$$\bar{f}_q(X) = \sum_{j=1}^m w_{q,j} \times f_{q,j}(X), \quad (5)$$

式中, 加权系数 $w_{q,j}$ 反映了每个特征数据的置信度水平, 满足 $\sum_{j=1}^m w_{q,j} = 1$ 。

输入样本 X 属于 q 类的决策结果 $\theta_q(X)$:

$$\theta_q(X) = \begin{cases} 1, & \max(\bar{f}_q(X)), \\ 0, & \text{other,} \end{cases} \quad q = 1, 2, \dots, N_{\text{out}}, \quad (6)$$

式中, N_{out} 是所研究的结构损伤模式的分类数量。

1.3 粗糙集约简

运用粗糙集理论进行信息约简对输入的特征参数进行离散化和归一化处理, 提取最简条件属性集合, 这主要包括:

- 1) 采用 k -means 聚类算法^[14-15]对特征参数集合进行预处理, 计算归一化的信息决策表。
- 2) 计算属性集合的核集和每个条件属性的重要程度, 求取最简条件属性集合。

2 结构健康监测应用算例

2.1 结构损伤模拟

针对某共轴式无人直升机结构, 采用多元数据融合策略开展结构损伤识别。该无人机机身是一典型的线框结构平台, 为了保证所提取机身结构响应数据和模态频率数据的正确性, 分别开展了结构静载荷-变形试验和地面振动试验, 对机身有限元模型(如图 2 所示)对照实际结构进行了修正。

通过降低直升机机身斜撑刚度的方法来模拟结构的损伤, 根据机身结构形式, 本文重点研

究 6 种结构损伤模式以及无损伤/健康状态.损伤为发生在 3 个不同位置的两种不同程度的损伤(假设结构刚度分别降低 20%和 40%),如表 1 所示.

采用 MSC.NASTRAN 对直升机机身结构分别开展健康和损伤情况下的时域响应分析和正交模态分析,提取机身的加速度响应、前 10 阶模态频率和每阶模态的应变能数据,即数据层融合.利用上述仿真数据计算结构特征参数:归一化的小波包能量变化率指标、应变能变化率指标、模态频率变化率指标和混合损伤评价指标,实现特征层数据融合.

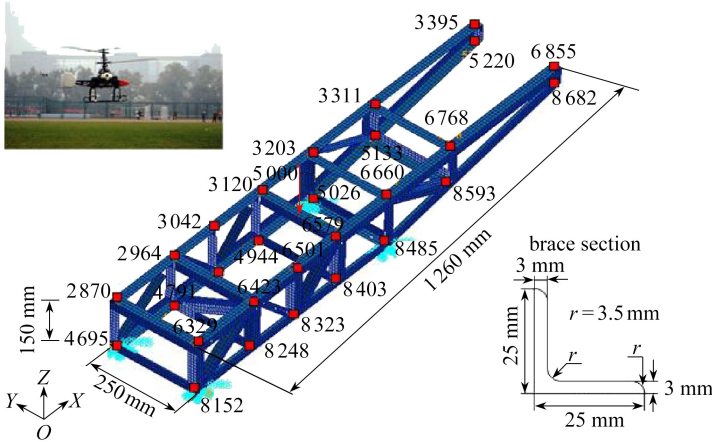


图 2 FH-1 无人机及其有限元模型

Fig. 2 FH-1 UAV and the finite element model

表 1 无人机结构损伤形式

Table 1 Damage patterns of the UAV structure

pattern category	damage severity	damage location
pattern 1	stiffness reduced by 20%	brace 6 423-8 323 and brace 6 579-8 323
pattern 2	stiffness reduced by 40%	brace 6 423-8 323 and brace 6 579-8 323
pattern 3	stiffness reduced by 20%	brace 6 423-8 323 and brace 6 660-8 593
pattern 4	stiffness reduced by 40%	brace 6 423-8 323 and brace 6 660-8 593
pattern 5	stiffness reduced by 20%	brace 4 791-6 423, 3 203-5 133 and 6 660-8 593
pattern 6	stiffness reduced by 40%	brace 4 791-6 423, 3 203-5 133 and 6 660-8 593

实际飞机测量过程中,传感器数据经常会受到噪声的干扰,通过下式添加噪声以模拟测量数据:

$$S_i = S_i^0 \times (1 + \varepsilon R), \quad (7)$$

式中, S_i 是添加噪声后指标 N_{WE} , N_{FC} , N_{SE} 和 N_{MD} 的第 i 个分量; S_i^0 是加噪声前的损伤识别指标; R 是按标准正态分布的随机序列; ε 是相对噪声水平.

2.2 构造结构健康指标

运用 PNN 进行结构损伤模式的识别,分别选用每一个指标构造 PNN 的输入向量,因此对于 4 个结构指标 N_{WE} , N_{FC} , N_{SE} 和 N_{MD} 可以分别构造输入向量 $N_{11 \times 11}$, $N_{11 \times 9}$, $N_{11 \times 10}$ 和 $N'_{11 \times 10}$.其中, $N_{11 \times 11}$ 包括 11 个节点处的小波包能量分量; $N_{11 \times 9}$ 包括前 10 阶结构固有频率(考虑到无人机机身第二阶模态为“尾段 Y 向对称弯曲模态”,本算例定义各损伤模式对其影响较小,因此输入向量中未包含该阶模态频率)的相对变化率分量; N_{SE} 和 N_{MD} 构成的 10 个样本属性的输入向量分别对应前 10 阶模态相关的应变能变化率和混合损伤识别指标分量.

2.3 信号污染下结构损伤识别结果

通过按式(7)添加背景噪声的形式模拟传感器信号的污染程度。噪声水平 $\varepsilon = 0.08$ 时,各特征向量分别输入下的损伤识别结果如表 2 所示。定义损伤识别精度 (δ_{IA}) 为正确识别的样本数与全部检验样本数量之比,用于衡量损伤识别的效果。

表 2 不同特征指标分别输入时的损伤识别结果(噪声水平 $\varepsilon = 0.08$)

Table 2 Identification results for the PNN classifier with noise level $\varepsilon = 0.08$

	input matrix N_I					
	1~40	1~11	12~20	21~30	31~40	fusion
pattern 1	94	91	82	68	99	98
pattern 2	92	92	73	88	98	98
pattern 3	96	89	90	93	67	100
$\delta_{IA} / \%$ pattern 4	85	90	82	96	85	99
pattern 5	100	100	100	100	100	100
pattern 6	100	100	100	100	100	100
total IA	94.5	93.7	87.8	90.8	91.5	99.2

从表 2 可以看出,各个指标单独输入时,能得到较好的损伤模式识别精度,高于 85%。pattern 5 与 pattern 6 的识别精度均为 100%,即在 0.08 的噪声水平下,仍能准确地分辨出两者的信号差异。当所有指标都作为 PNN 网络的输入时(具有 40 个样本属性),所有模式的识别精度均高于 85%,这充分说明本文提取的健康评价指标是合适的。

进行 PNN 训练时,4 个指标的样本数目都是 600,因此加权系数 $w_{q,j} = 0.25$ 。利用式(5)对各个指标的概率密度函数进行融合计算,得到的决策融合结果如表 2 和图 3 所示。可以看出,决策融合后损伤识别效果得到了很大改善,每个模式的识别精度都不小于 98%,且总识别精度为 99.2%。

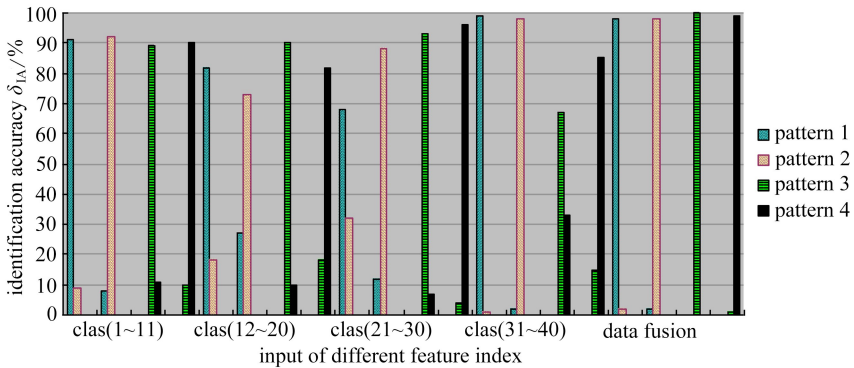


图 3 不同特征指标分别输入时的损伤识别结果(噪声水平 $\varepsilon = 0.08$)

Fig. 3 Identification results corresponding to different input index data (noise level $\varepsilon = 0.08$)

采用 k -means 聚类算法,求取特征属性的核集来对属性决策表进行约简。利用聚类后的特征因子集合构造结构损伤识别决策表。其中,条件属性由 4 个特征指标的 40 个分量组成,决策属性为 6 种损伤模式,分别考虑噪声水平从 0.06~0.10 的 4 种情况。得到特征参数的核集为:1~17,即前 17 个条件属性集合 $N_{WE1}, N_{WE2} \sim N_{WE11}$ 和 $N_{FC1} \sim N_{FC6}$,而其余的条件属性是冗余的。这表明属性约简能大大降低 PNN 的空间维数,识别结果如图 4 所示。

图 4 表明约简属性集输入时,PNN 的损伤识别精度比较好,噪声为 0.06~0.10 时识别结果

分别为 99.7%, 98.3%, 97%, 95.8% 与 94.3%。并且在相同噪声水平下, 约简属性集输入时 PNN 结构损伤识别结果明显好于所有 40 个条件属性都输入的情况。随着噪声水平的增加, 损伤辨识精度有所下降, 然而即使噪声水平为 0.10 时, 全部特征指标输入下的损伤模式识别精度仍大于 90%。

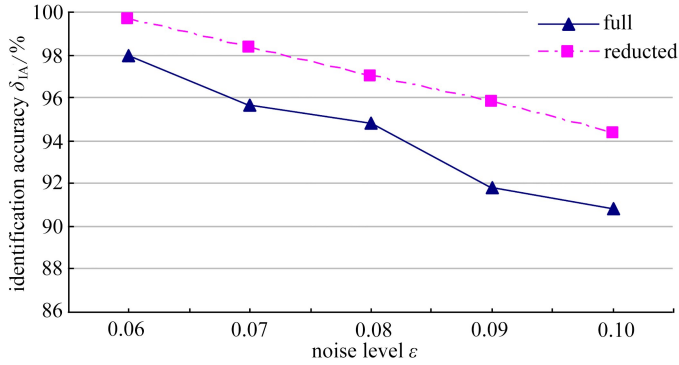


图 4 全部与粗糙集约简指标输入下不同噪声水平的识别结果

Fig. 4 Identification results from all and reduced input data at different noise levels

3 结 论

通过多元数据融合进行无人机结构的健康监测与损伤识别, 可以得出下列结论:

1) 在无人机结构健康监测中, 通过提取新颖的结构损伤指标, 包括归一化的小波能量变化率指标、应变能变化率指标、模态频率变化率指标等, 充分利用加速度、应变响应及模态频率数据, 能从不同角度反映结构的健康状态, 实现多种类型传感器信息的综合利用。

2) 采用多来源、多属性数据的融合方法与单输入信息相比, 具有更强的多位置结构损伤识别能力, 降低了不同损伤模式间的错误辨识率。

3) 粗糙集属性约简显著降低了特征属性的空间维度, 从而降低神经网络结构的复杂性、减少样本训练时间, 获得关于结构健康状况的一致性决策。

4) 多层次的数据融合(数据层融合、特征层融合和决策层融合)用于无人机结构损伤识别具有较好的抗噪声能力。

参考文献(References):

- [1] LIANG Dong, YUAN Shenfeng. Structural health monitoring system based on multi-agent coordination and fusion for large structure[J]. *Advances in Engineering Software*, 2015, **86**: 1-12.
- [2] LI Hui, OU Jinping. Structural health monitoring: from sensing technology stepping to health diagnosis[J]. *Procedia Engineering*, 2011, **14**: 753-760.
- [3] 颜王吉, 曹诗泽, 任伟新. 结构系统识别不确定性分析的 Bayes 方法及其进展[J]. *应用数学和力学*, 2017, **38**(1): 44-59. (YAN Wangji, CAO Shize, REN Weixin. Uncertainty quantification for system identification utilizing the Bayesian theory and its recent advances[J]. *Applied Mathematics and Mechanics*, 2017, **38**(1): 44-59. (in Chinese))
- [4] 杨君坦, 邱志平, 李琦. 含区间参数不确定结构的损伤识别方法[J]. *北京航空航天大学学报*, 2016, **42**(7): 1509-1517. (YANG Juntan, QIU Zhiping, LI Qi. Damage detection of structures

- with interval uncertain parameters[J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2016, **42**(7): 1509-1517. (in Chinese)
- [5] GUO H Y. Structural damage detection using information fusion technique[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2006, **20**(5): 1173-1188.
- [6] 季赛, 潘锦基, 孙亚杰. 面向结构损伤信号的多传感器感知融合方法[J]. 数据采集与处理, 2015, **30**(4): 857-869. (JI Sai, PAN Jinji, SUN Yajie. Multi-sensor data fusion based on compressed sensing for wireless structural damage signal[J]. *Journal of Data Acquisition & Processing*, 2015, **30**(4): 857-869. (in Chinese))
- [7] ZONTA D. Sensor data analysis, reduction and fusion for assessing and monitoring civil infrastructures[M]// *Sensor Technologies for Civil Infrastructures*. Woodhead Publishing, 2014: 33-66.
- [8] TIBADUIZA D A, TORRES-ARREDONDO M A, MUJICA L E, et al. A study of two unsupervised data driven statistical methodologies for detecting and classifying damages in structural health monitoring[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2013, **41**(1/2): 467-484.
- [9] FENG Yahui, SCHLINDWEIN F S. Normalized wavelet packets quantifiers for condition monitoring[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2009, **23**(3): 712-723,
- [10] 肖书敏, 闫云聚, 姜波澜. 基于小波神经网络方法的桥梁结构损伤识别研究[J]. 应用数学和力学, 2016, **37**(2): 149-159. (XIAO Shumin, YAN Yunju, JIANG Bolan. Damage identification for bridge structures based on the wavelet neural network method[J]. *Applied Mathematics and Mechanics*, 2016, **37**(2): 149-159. (in Chinese))
- [11] RABIEI M, MODARRES M. A recursive Bayesian framework for structural health management using online monitoring and periodic inspections[J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2013, **112**: 154-164.
- [12] JIANG S F, FU C, ZHANG C. A hybrid data-fusion system using modal data and probabilistic neural network for damage detection[J]. *Advances in Engineering Software*, 2011, **42**(6): 368-374.
- [13] JARAMILLO V H, OTTEWILL J R, DUDEK R, et al. Condition monitoring of distributed systems using two-stage Bayesian inference data fusion[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2017, **87**: 91-110.
- [14] TZORTZIS G, LIKAS A. The minmax k -means clustering algorithm[J]. *Pattern Recognition*, 2014, **47**(7): 2505-2516.
- [15] EUIWOONG L, MELANIE S, JOHN W. Improved and simplified in approximability for k -means [J]. *Information Processing Letters*, 2017, **120**: 40-43.

Multi-Source Data Fusion for Health Monitoring of Unmanned Aerial Vehicle Structures

HE Xufei^{1,2}, AI Jianliang¹, SONG Zhitao²

(1. *Department of Aeronautics and Astronautics, Fudan University,*

Shanghai 200443, P.R.China;

2. *Shanghai Aircraft Airworthiness Certification Center of CAAC,*

Shanghai 200335, P.R.China)

Abstract: Structural health monitoring is an important means to guarantee the continuing safe operation of aircrafts, and makes a key technique for unmanned aerial vehicles' (UAVs') development and certification. For a UAV fuselage, the structural acceleration responses, strain signals and modal parameters were acquired on-line from different sensor measurements in dynamic structure simulation. The normalized wavelet packet energy change rate index, the strain energy change rate index, the modal frequency change rate index and the mixed damage evaluation indices were built to indicate the structural health condition. The integrated multi-source data fusion technique, including data-level fusion, feature-level fusion and Bayesian probabilistic neural network-based decision-level fusion, was used with the rough set reduction successively to significantly decrease the spatial dimension of data. The mapping between structural damage information, like damage severity, damage locations and health evaluation indices, was established, and the comprehensive decision of the structural damage model was achieved. An example for the health monitoring of an unmanned helicopter was demonstrated. The experimental results verify the accuracy of the proposed data fusion technique for damage identification of multi-damage aircraft structures, and show the validity of multi-data fusion in UAV health monitoring.

Key words: health monitoring; data fusion; probabilistic neural network; rough set reduction; damage identification

Foundation item: China Postdoctoral Science Foundation(2015M580956)

引用本文/Cite this paper:

何绪飞, 艾剑良, 宋智桃. 多元数据融合在无人机结构健康监测中的应用[J]. 应用数学和力学, 2018, 39(4): 395-402.

HE Xufei, AI Jianliang, SONG Zhitao. Multi-source data fusion for health monitoring of unmanned aerial vehicle structures[J]. *Applied Mathematics and Mechanics*, 2018, 39(4): 395-402.