

基于K-means聚类的航空复合材料敲击检测研究



赵杨超*, 李艳军, 曹愈远, 柏宇

南京航空航天大学 民航学院, 江苏 南京 211106

摘 要:先进复合材料广泛应用于航空航天领域,其自身的缺陷和损伤直接关系到航空安全。敲击检测方法是无损检测最有效的方法之一,广泛应用于航空复合材料的损伤检测,然而对检测数据的智能处理始终是关键问题之一。通过对智能敲击检测原理的深入研究,以敲击检测的数据处理为出发点,提出了一种利用敲击检测结合K-means聚类分析技术的航空复合材料无损检测方法。试验证明基于K-means聚类分析技术的智能敲击检测方法能够有效检测出航空复合材料的缺陷。

关键词:航空复合材料; 故障诊断; 敲击检测; 数据处理; K-means

中图分类号:TB302.5

文献标识码:A

DOI: 10.19452/j.issn1007-5453.2019.10.007

复合材料的出现最开始就被运用到航空航天领域。与传统材料相比,航空复合材料在比强度、比刚度、耐腐蚀性、耐热性和可加工性等方面具有明显的优势。航空复合材料的运用为民用飞机设计、生产以及适航与维修带来了机遇,在波音777、787,空客A320、A320-200、A330和安-124等大型民用飞机和众多中等商用运输机上都得到了大量的运用^[1,2]。

然而,复合材料通常会出现不可避免的缺陷和损伤。在生产制造过程中,由于工艺规范不严谨、质量检验不到位,往往会存在先天性的缺陷。同时,复合材料面对的工作环境往往较为极端,经常承受着各种力的反复变换,且常处于腐蚀、高温等恶劣工况当中。先天性的缺陷以及各种外界环境造成的损伤问题都严重影响着复合材料的使用安全。航空新型复合材料的广泛应用,及其特殊结构和安全特性要求使用过程中必须定期检测、高效诊断和及时更换^[3]。

敲击检测是应用最广泛的无损检测方法。敲击检测最初的应用是利用棒、硬币、小锤等物体敲击构件表面,判断缺陷的依据是通过听敲击回声的不同,现代的敲击声振法就是以此技术发展而来。被测件的振动是通过智能敲击锤激励,与此同时,相关振动特征被镶嵌在锤头中的传感器所收集,

后续再加以信号的处理,从而判断构件是否存在缺陷^[4]。

本文在对航空复合材料和智能敲击无损检测技术的深入研究基础上,利用K-means聚类分析技术对敲击检测数据进行处理,经多次试验分析证明,将K-means聚类分析技术应用敲击检测数据处理是可行的。

1 智能敲击检测技术

1.1 智能敲击检测原理

智能敲击检测系统由带有传感器的敲击锤、信号处理单元、标准件测试和诊断检测算法组成^[5]。敲击锤用于采集被测部位的振动信号,信号处理模块用于将采集的振动信号转化为数字特征,显示存储模块用于记录和存储检测数据,故障诊断模块用于识别复合材料的缺陷部位^[6]。智能敲击检测系统原理图如图1所示。

智能敲击检测技术可以识别出振动信号转化为电压波形后超出阈值的时间历程。时间历程的长短直接反映出检测部位的损伤程度,因此时间历程可以直接作为诊断数据进行缺陷识别^[7]。图2显示了正常和缺陷两种情况截取的时间历程。

1.2 检测试验件

陶瓷基复合材料具有较高的熔点、刚度、硬度和高温强

收稿日期:2019-07-10; 退修日期:2019-07-29; 录用日期:2019-08-20

基金项目:国家自然科学基金(50705097); 中国民航总局科技基金(MHRD07238)

*通信作者. Tel.: 15651829117 E-mail: zhaoyc154@163.com

引用格式: Zhao Yangchao, Li Yanjun, Cao Yuyuan, et al. Study on percussion detection of aerospace composite materials based on K-means clustering[J]. Aeronautical Science & Technology, 2019, 30(10): 45-49. 赵杨超, 李艳军, 曹愈远, 等. 基于K-means聚类的航空复合材料敲击检测研究[J]. 航空科学技术, 2019, 30(10): 45-49.

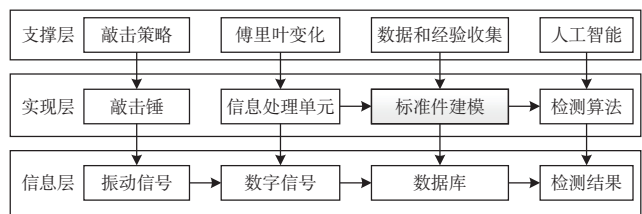


图1 智能敲击检测系统原理图

Fig.1 Principle diagram of intelligent knock detection system

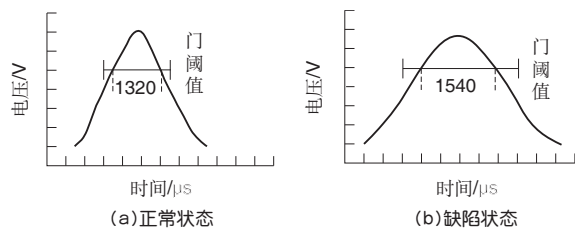


图2 不同情况下敲击检测信号对比

Fig.2 Comparisons of knock detection signals under different conditions

度,疲劳性能好,广泛用于航空航天飞行器需要承受极高的特殊部位,其在先进航空发动机领域具有很大潜力。

研究选用的复合材料最外层为陶瓷基的纤维板,蒙皮厚度为1mm,内层为铝合金,中间采用胶黏剂进行黏结,复合材料厚度为12mm。因为陶瓷基纤维板的特性,超声检测、红外检测等一些常规的无损检测方法不再适用,因此采用敲击检测来测试复合材料的黏结质量。将材料分为正常区和故障区两个板块,为保证检测准确性和记录检测位置,研究将400mm×270mm的试验件划分为4个区域,每个区域又分为正常区和故障区,故障区预制了12处近似圆形、且尺寸不一的重物挤压缺陷。为忽略缺陷之间产生的相互影响,故将缺陷位置平均分散于板材各处,且缺陷间隔为85mm。为准确做出敲击测试,在整个试验件上以10mm的精度划分出1080个网格,即1080个敲击数据点,其中预制损伤的点共计61个。为方便统计和快速定位,对各敲击点的位置进行了标号。图3展示了缺陷分布情况。

1.3 数据采集

数据采集是准确识别故障缺陷的前提条件。敲击锤的敲击力度、角度以及全面性等因素会影响敲击数据的真实性。过大的敲击力会对试验件造成二次损伤,过小的敲击力可能无法准确读取特征值;敲击角度的偏差会影响敲击传感器与待测件的接触过程。本文在参考相关文献和经验的基础上确定敲击力度为0.0675N,且敲击过程中规定敲击锤的锤头必须垂直于待测点所在的平面。同时,为避免单

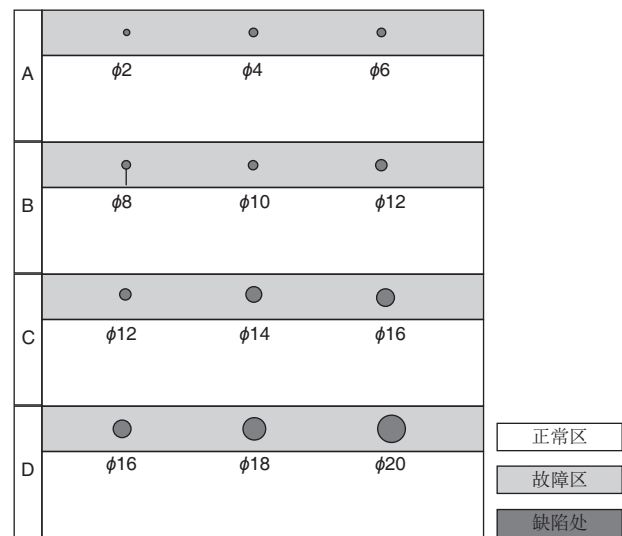


图3 缺陷位置分布图

Fig.3 Defect location map

次敲击存在误差的可能,试验对每个测试点都进行5次重复敲击,检测数值取5次敲击的均值。在数据记录中,默认故障数据为“1”,正常数据为“0”,具体数据见表1。

表1 敲击数据及缺陷情况

Table 1 Knock data and defect situation

位置	数据1	数据2	数据3	数据4	数据5	缺陷	均值
A0,1	1179	1178	1164	1173	1164	0	1171.6
A0,2	1181	1165	1175	1169	1173	0	1172.6
A0,3	1159	1180	1178	1168	1159	0	1168.8
A0,4	1167	1157	1156	1161	1175	0	1163.2
A0,5	1173	1158	1171	1169	1164	0	1167.0
A0,6	1175	1164	1178	1164	1153	0	1166.8
A0,7	1237	1240	1252	1254	1231	1	1242.8
A0,8	1235	1240	1229	1230	1227	1	1232.2
...	...	...	...	...	...	...	...
D9,26	1164	1165	1159	1150	1163	0	1160.2
D9,27	1166	1162	1156	1170	1165	0	1163.8

2 K-means 聚类分析技术

2.1 K-means 聚类分析技术概述

聚类就是按照一定的标准将事物进行区分和分类的过程,K-means作为最具代表性的一种聚类方法,具有计算简单、收敛快速和局部最优化的优点,同时还具有相对的伸缩性和高效性,基于该方法的分析结果可在数据更新后继续继承复用^[8]。

本文为了准确判断复合材料的缺陷情况,必须要对系统采集到的原始数据进行聚类分析,使得缺陷特征分析更加清晰,其次建立数据分析模型,通过模型分析对数据进行

快速、准确地分析,提升缺陷识别的准确率。

2.2 算法流程

K-means 聚类算法首先从数据集中随机选出 K 个点作为初始聚类中心,然后将每个样本聚类到与其最近的聚类中心,再计算每一个聚类中所有样本的均值,作为新的聚类中心,重新进行聚类,若前后两次的聚类结果完全一致,则聚类结束^[9,10]。算法的基本流程如图4所示。

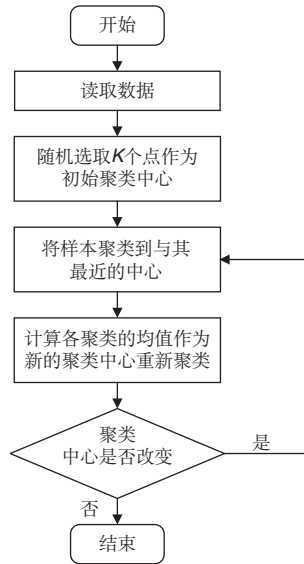


图4 K-means聚类算法基本流程

Fig.4 Basic flow of K-means clustering algorithm

其具体计算过程如下:

假设聚类样本集为 $T = \{x_i | x_i \in R^p, i=1, 2, \dots, n\}$, 聚类中心为 $c_1, c_2, \dots, c_k$ 共 k 个, 令 $G_j (j=1, 2, \dots, k)$ 代表 k 个互不相交的划分集合^[7]。

(1) 从样本集 $T = \{x_i | x_i \in R^p, i=1, 2, \dots, n\}$ 中随机选取 k 个点 $c_1, c_2, \dots, c_k$ 作为初始中心。

(2) 计算每一个数据点到 k 个聚类中心的欧式距离:

$$d_{ij} = \|x_i - c_j\|^2 \quad (1)$$

(3) 将数据点划分到距离最近的那个簇中, 如果数据点到两个或者两个以上中心的距离相同时, 则随机一个簇划入。

(4) 计算平均准则函数:

$$E_0 = \sum_{i=1}^k \sum_{x \in G_i} \|x - c_i\|^2 \quad i=1, 2, \dots, k \quad (2)$$

(5) 调整聚类中心: 以每个簇中数据集均值作为新的聚类中心, 计算公式如下:

$$g_i = \frac{1}{n_{G_i}} \sum_{x \in G_i} x \quad i=1, 2, \dots, k \quad (3)$$

式中: n_{G_i} 为当前簇中的数据个数。

(6) 以新的聚类中心进行新一轮的聚类, 计算当前的平均准则函数:

$$E_T = \sum_{i=1}^k \sum_{x \in G_i} \|x - g_i\|^2 \quad i=1, 2, \dots, k \quad T \geq 1 \quad (4)$$

式中: T 为当前聚类的轮次。

(7) 比较前后两次平均准则函数值:

$$\begin{cases} E_{T-1} \neq E_T, & \text{ontinue} \\ E_{T-1} = E_T, & \text{finish} \end{cases} \quad (5)$$

若前后平均准则函数值相等, 则聚类结束, 否则返回第(2)步继续循环求解, 直到算法收敛为止, 即前后两次平均准则函数值相等。

3 数据处理

3.1 智能算法模型

敲击检测获取的数据反映了复合材料的损伤情况。当敲击位置正常时, 检测数据在一个较小的范围内波动; 当敲击位置存在缺陷时, 检测数据会大于正常数据, 且由于缺陷程度的不同, 故障数据值存在较大的波动。图5显示数据集的分布情况。

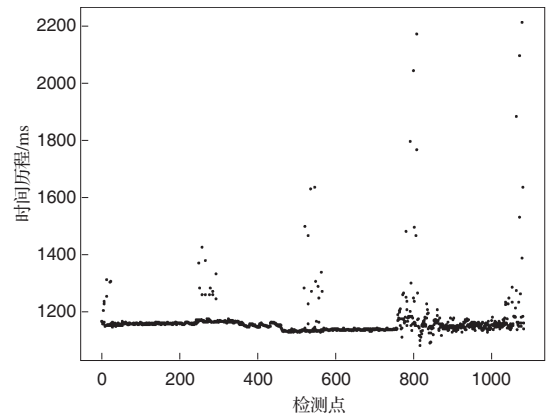


图5 数据分布图

Fig.5 Data distribution map

敲击检测数据诊断过程需要对采集到的数据点进行辨别, 区分出正常数据和故障数据。由图5可以看出, 正常数据点分布较集中, 而故障数据点在正常数据集上方成区域性分布。根据针对无缺陷材料的大量统计数据发现, 方差超过2000的数据集一般存在数据异常。同时, 根据敲击检测故障数据离散程度大的特性, K-means算法中的 K 值不能过小, 聚类之后数值最大的中心所在的类默认为故障数据类, 用当前数据集的分布情况来判别数据组中是否存在故障数据。

智能算法模型首先对整体数据集进行方差计算,判断是否存在故障数据集,若数据方差偏大,进行K-means聚类,将中心最大的类划分至故障数据集,再进行数据集诊断,若不满足诊断要求,将余下聚类结果中心最大的聚类划分至故障数据集,重复以上工作,直至数据集在正常的范围内波动。图6展示了具体的诊断流程。

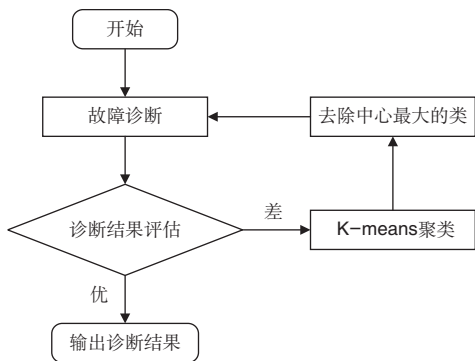


图6 智能诊断流程
Fig.6 Intelligent diagnosis process

3.2 基于K-means的聚类分析

敲击过程中共获取了1080组数据,其中包含61组故障数据。按照智能K-mean诊断流程对数据集进行诊断,得故障数据集和正常数据集分别为 D_1 和 D_2 。然后将原始数据集划分为正常数据集 T_1 和故障数据集 T_2 ,以此作为测试集来分析K-means算法在智能敲击诊断中的应用情况。故障诊断的性能可由确诊率和误诊率来评定。确诊率表示被识别出的故障在实际故障点集中的占比,数值越大,诊断性能越好;误诊率表示被错误诊断的数据在诊断故障数据集中的占比,数值越大,诊断性能越差。最终诊断结果见表2。

由于K-means算法的初始中心是随机产生的,为避免

随机过程的偶然性,本文进行10次诊断测试,测试结果如图7所示。

从图7中可以观察到10次诊断测试中,确诊率维持在80%以上,误诊率维持在10%以内,且4次实现完全准确地预测。可见,本文提出的算法可以有效地对复合材料缺陷进行识别。

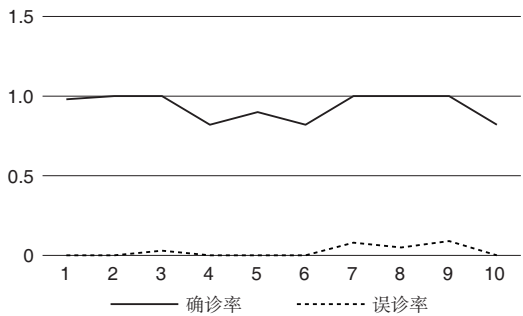


图7 诊断结果分析
Fig.7 Analysis of diagnostic results

4 结束语

通过对智能敲击检测原理以及信号特性研究,对某型复合材料进行了敲击检测试验,并利用重物挤压的方式对试验件预制缺陷,将预制缺陷的试验件敲击数据导入基于K-means聚类智能诊断算法中求解。结果证明,基于K-means聚类分析技术可以有效地检测出航空复合材料存在的缺陷。

AST

参考文献

[1] 陈绍杰. 复合材料技术与大型飞机[J]. 航空学报, 2008, 29(3): 605-610.
Chen Shaojie. Composite technology and large aircraft[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2008, 29(3): 605-610. (in Chinese)
[2] 任晓华. 航空复合材料制造技术发展[J]. 航空科学技术, 2010 (04):2-5.
Ren Xiaohua. Composite material forming technology development[J]. Aeronautical Science & Technology, 2010(04): 2-5. (in Chinese)
[3] 李达, 陈先有. 无损检测技术在航空复合材料结构领域的应用分析[J]. 航空科学技术, 2008(01):14-16.
Li Da, Chen Xianyou. Application of NDT technology in the field of aviation composite[J]. Aeronautical Science & Technology, 2008(01):14-16. (in Chinese)
[4] 陶鹏. 风电叶片脱层损伤的声振检测技术研究[D]. 南京: 南

表2 智能诊断结果

Table 2 Intelligent diagnosis results

序号	位置	数据值	缺陷
1	A0, 7	1242.8	1
2	A0, 14	1258.4	1
3	A0, 15	1317.6	1
4	A0, 23	1306.8	1
5	A0, 24	1310.6	1
6	A9, 7	1374	1
...	...	...	...
57	D0, 16	1535	1
58	D0, 22	1391.4	1
59	D0, 23	1809.4	1
60	D0, 24	1637.4	1

- 京航空航天大学, 2014.
- Tao Peng. A research of wind turbine blade delamination testing technology based on the acoustic impact[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2014. (in Chinese)
- [5] 张建, 李艳军, 张丽娜. 航空复合材料智能敲击检测方法研究[J]. 航空计算技术, 2016, 46(05): 119-122.
- Zhang Jian, Li Yanjun, Zhang Lina. Research on smart tap testing of aviation composite material[J]. Aeronautical Computing Technique, 2016, 46(05): 119-122. (in Chinese)
- [6] 詹绍正, 宁宁, 杨鹏飞, 等. 复合材料夹芯结构的数字化敲击检测技术研究[J]. 航空制造技术, 2018, 61(03): 90-94.
- Zhan Shaozheng, Ning Ning, Yang Pengfei, et al. Composite sandwich structure digital tap test technology research[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2018, 61(03): 90-94. (in Chinese)
- [7] 刘钊, 李艳军, 张祥林, 等. 聚类分析技术在航天复合材料粘接质量敲击检测中的应用[J]. 飞机设计, 2017, 37(02): 40-43.
- Liu Zhao, Li Yanjun, Zhang Xianglin, et al. The applied of clustering analysis technology on coin-tap test system of aerospace composite material[J]. Aircraft Design, 2017, 37(02): 40-43. (in Chinese)
- [8] 肖灵机, 徐思良, 汪明月. 基于模块度的复杂网络社团结构聚类新算法[J]. 航空科学技术, 2014, 25(11): 74-78.
- Xiao Lingji, Xu Siliang, Wang Mingyue. The new clustering algorithm about community structure of complex networks based on modularity [J]. Aeronautical Science & Technology, 2014, 25(11): 74-78. (in Chinese)
- [9] 周志华. 机器学习[M]. 北京: 清华大学出版社, 2016.
- Zhou Zhihua. Machine learning[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2016. (in Chinese)
- [10] 赵小佳. 基于K-means聚类的RCNA识别算法[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2015.
- Zhao Xiaojia. Research and implementation of RCNA identification based on K-means clustering[D]. Xi'an: Xidian University, 2015. (in Chinese)
- (责任编辑 皮卫东)
- 作者简介**
赵杨超(1996—)男, 硕士研究生。主要研究方向: 健康检测与故障诊断。
Tel: 15651829117
E-mail: zhaoyc154@163.com

Study on Percussion Detection of Aerospace Composite Materials Based on K-means Clustering

Zhao Yangchao*, Li Yanjun, Cao Yuyuan, Bai Yu

College of Civil Aviation, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China

Abstract: Advanced composite materials have become one of the key aviation materials, its own defects and damage will inevitably affect aviation safety. Coin-tap test is one of the most effective methods for shallow damage detection, which is widely used in composite material damage detection. A nondestructive testing method for aviation composite materials based on Coin-tap test and K-means clustering analysis technology is proposed. Experiments show that the intelligent Coin-tap test method based on K-means clustering analysis technology can effectively detect the defects of aviation composite materials.

Key Words: aviation composites; fault diagnosis; knock detection; data processing; K-means

Received: 2019-07-10; **Revised:** 2019-07-29; **Accepted:** 2019-08-20

Foundation item: National Natural Science Foundation of China(50705097); China Civil Aviation Administration Science and Technology Fund(MHRD07238)

*Corresponding author. Tel.: 15651829117 E-mail: zhaoyc154@163.com