

DOI: 10.13382/j.jemi.2017.09.008

基于 PCA-GA-RSPSVM 的复合材料损伤 检测技术研究*

张宝印 董恩生

(空军航空大学 长春 130022)

摘要:针对复合材料损伤检测数据少、效率低等问题,提出一种基于主元分析(PCA)和改进的轮换对称分块支持向量机(RSPSVM)的损伤识别算法,并用其进行飞机复合材料构件损伤检测。首先,算法对平面多电极电容传感器检测模型等面积剖分,获取足够多复合材料检测样本;然后引入遗传算法(GA)改进 RSPSVM 获得更好的分类性能,并且结合 PCA 提取主特征向量用于降低特征向量维度和缩短训练时间,将新的特征集送入改进的 RSPSVM 算法,实现 PCA-GA-RSPSVM 识别算法;最后,用3种复合材料样板的实测值对算法进一步验证。经过仿真数据与实测数据的验证,有效的验证了 PCA-GA-RSPSVM 算法应用于飞机复合材料构件损伤检测的有效性。

关键词:支持向量机;主元分析;同面电容传感器;损伤检测;复合材料

中图分类号: TB33; TP391.9 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.2040

Research on damage detection technique of composite material based on PCA-GA-RSPSVM

Zhang Baoyin Dong Ensheng

(Air Force Aviation University, Changchun 130022, China)

Abstract: Aiming at solving lacking of failure data and low efficiency of composite material damage detection, a fault diagnosis method based on principal component analysis(PCA) and support vector machine combined with the rotation symmetric partition(RSPSVM) was proposed. Firstly, the model of uniplanar multi-electrode is partitioned into equal area units with rotation symmetry partition, and fault data is acquired adequately. Secondly, genetic algorithm(GA) was introduced into RSPSVM in order to promote the classification performance, and PCA was used to reduce the dimension of feature vector and shorten training time, the final features were put into improved RSPSVM so that PCA-GA-RSPSVM was achieved. Finally, the measured data of three composite material samples were sent to PCA-GA-RSPSVM for verification. After verification of the simulation data and the measured data, the effective certificate of general PCA-GA-RSPSVM algorithm is applied to the diagnosis of damage of aircraft composite material.

Keywords: support vector machine(SVM); principal component analysis(PCA); uniplanar capacitance sensor; anomaly detection; composite material

0 引 言

随着我国航空航天领域的发展,对航天结构材料的性能要求越来越高,开发先进复合材料并应用于航空航天领域的研发与改进一直是热点之一,先进复合材料用

量成为航空航天结构的先进性标志之一^[1]。先进复合材料如纤维增强复合材料和金属结构的结合可以改善结构质量,提高设计的自由度,减轻航天器材的重量,降低制造和发射成本^[2]。现阶段,我国先进复合材料在军机、民机、无人机、航空发动机、卫星和宇航等领域进入实践应用阶段^[3]。然而由于复合材料的非均质性和各向异

性^[4],导致其容易产生异常。为了实现航空复合材料可能产生的异常等进行非破坏性无损检测,需要结合复合材料特点发展相应的检测技术。目前,针对复合材料损伤诊断包括定位、成像、分类^[5-6],许多学者对传统硬件检测方法获取数据与智能分析算法相结合的方法做了大量的研究。如中国民航大学的马敏等人^[7],设计了基于 FPGA 芯片的 ECT 检测系统对飞机复合材料产生疲劳损伤和环境损伤进行监测;沈阳航空航天大学的崔建国等人^[8]采用动态主元分析提取传感器奇异嫡送入支持向量机(SVM)来实现飞机复合材料结构健康状态的预测;南京航空航天大学的鲍峰等人^[9]提出了一种基于传感器阵列的多重信号分类损伤成像方法用于航空复合材料的损伤监测。

然而,航空航天复合材料损伤检测仍然有一定的复杂性,如何获取表征材料性质的样本是检测的关键^[10]。多电极电容传感器具有便于外场检测的优点在实际测量中可以获取小样本的数据。为了获取更多的样本用于复合材料损伤检测,本文采用有限元仿真软件对八电极传感器模型进行仿真,并采用轮换对称法模拟复合材料结构的典型损伤获取足够多的样本数据,以此构建轮换对称分块支持向量机(RSPSVM),并引入遗传算法(GA)对RSPSVM分类算法进行改进,简称为GA-RSPSVM。针对在训练过程中由八电极电容传感器产生大量的支持向量会增加算法的运行时间的问题,本文提出了一个主元分析(PCA)和GA-RSPSVM结合的分类算法,其中PCA的作用是降低电容值维度和提高算法效率,获得更好的分类性能。最后,用得到的PCA-GA-RSPSVM模型对3种不同类型的复合材料样板实际测量值进行验证。结果表明,最终得到的PCA-GA-RSPSVM模型,能够很好的实现对复合材料损伤的检测。

1 基于 SVM 的异常检测原理

1.1 八电极电容传感器检测模型

当复合材料样板发生损伤及其材料分布发生变化时,会引起等价介电常数发生变化,同面多电极传感器极板间电容值随着检测区域内介电常数变化而变化^[11]。通过测量电极阵列中所有可能的电极对之间的电容值,得到反映复合材料样板损伤数据,考虑到随着电极对数的增加会增加后续算法识别的复杂度,本文设计八电极电容传感器检测模型用于验证算法。为了获取足够多的样本,需要对传感器模型进行有限元剖分,利用有限元法求解检测区域的电容值。

1.2 SVM

通过同面八电极电容传感器各电极对两两组合可以

检测出28组电容值,这28组电容值构成了不同特征属性的非线性样本集。要想通过这些非线性样本区分出复合材料的损伤状态就转化成对异常数据进行模式识别的问题^[12]。基于SVM的复合损伤检测原理就是利用SVM的分类能力,处理这些高维度的非线性样本集达到分类识别的目的,最终做出检测结果,其原理主要步骤如下。

通过有限元仿真八电极传感器模型,进行有限元法计算出 n 个样本作为训练集和测试集。首先对不同类型损伤样本进行训练学习获得SVM,然后以支持向量的特点为判别依据,把待识别的样本和支持向量同时导入到SVM中进行分类判别,步骤如下。

1) 已知训练集:

$$T = \{(x_1, y_1), \dots, (x_l, y_l)\} \in (X \times Y)^n$$

式中: $x_i \in X = R, y_i \in Y = \{1, -1\} (i = 1, 2, \dots, n)$; x_i 为 n 个样本电容值中的训练集, y_i 表示第 l 个剖分单元设置的参数值, n 为经过八电极仿真模型获取电容值总数。

2) 选取适当的核函数 $K(x, x')$ 和适当的参数 C , 构造并求解最优问题:

$$\min_{\alpha} \frac{1}{2} \sum_{i=1}^j \sum_{j=1}^i y_i y_j \alpha_i \alpha_j K(x_i, x_j) - \sum_{j=1}^l \alpha_j \quad (1)$$

$$\text{s. t. } \sum_{i=1}^l y_i \alpha_i = 0, 0 \leq \alpha_i \leq C, i = 1, \dots, l$$

得到最优解 $\alpha^* = (\alpha_1^*, \dots, \alpha_l^*)^T$ 。

3) 选取的一个正分量并据此计算阈值:

$$b = y_i - \sum_{i=1}^l y_j \alpha_j^* K(x_i - y_j) \quad (2)$$

造决策函数为 $f(x) = \text{sgn}(\sum_{i=1}^l \alpha_i y_i K(x, x_i) + b^*)$ 。

2 RSPSVM

2.1 传感器模型的轮换对称性

对于八电极平面电容传感器来说,电容传感器模型是以复合材料检测区域中心对称的^[13],如图1所示。八电极平面电容检测传感器这样的检测特点决定了八电极传感器剖分模型的轮换对称性。通过轮换对称性计算复合材料结构电容值的主要过程如下:以检测中心将复合材料截面分成8个全等矩形,有限元仿真时获取 m 个检测单元。若把每个矩形分块成层,层数设为 X ,则 $X = 1 \sim 4$ 。那么第 X 层的8个单元编号为 $X01 \sim X08$,即 n 个检测单元编号分别为 $101 \sim 108, 201 \sim 208, \dots, 401 \sim 408$ 。而由于复合材料样板按照八电极结构对称,每个分块单元中,奇数编号与偶数编号都满足轮换对称性,这样可以使得样本数据得到充分的简化。假设检测区域内某一单元为复合材料构件则对应结果为1;若为空气则对应结果为-1。本文将复合材料样板截面剖分成2层8

个单元,单元编号为 A1, A2, ..., A8, 如图2所示。

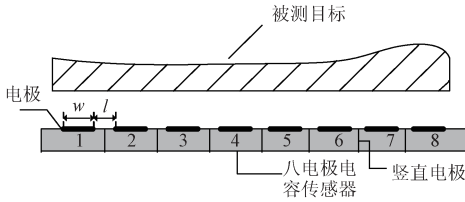


图1 八电极电容传感器检测

Fig. 1 Detection of eight-electrode capacitance sensor

A1	A2	A3	A4
A5	A6	A7	A8

图2 复合材料样板截面剖分

Fig. 2 Sectional section of composite material sample

2.2 改进的 RSPSVM

为了提升算法准确度,避免图像重建的复杂性,本文结合 RSPSVM 图像重现算法^[14],引入 GA 算法寻找最佳参数,改进 RSPSVM,获取 GA-RSPSVM 分类算法,用于复合材料的损伤检测,假设使用分块算法的阈值为 200,其基本步骤如下。

1) 样本预处理,用轮换对称性来化简样本。本文将复合材料样板截面剖分成 2 层 8 个单元,空气与复合材料的组合为 2¹⁶ 个样本,而根据轮换对称性实际上不重复的样板数为:

$$\left[\frac{C_n^2}{16} \right] + \left[\frac{C_n^2}{16} \right] + \dots + \left[\frac{C_n^n}{16} \right] \quad (3)$$

2) 根据复合材料样本数据典型样本数据,构造 L × 28 的训练样本矩阵,其中 L 为样本个数,即矩阵行数。

3) 判断 L 是否 ≤ 200; 若 L ≤ 200, 跳转至步骤 5); 若 L ≥ 200 跳转至步骤 4)。

4) QP 分块算法。对每一个剖分的小单元组成规模较小的 QP 子集,随机选择 M 个子集进行训练,剔除其中的非持向量,保留支持向量。将新的子集加入另一个 QP 子集对新的子集求解,重组成 M × 28 的训练样本。进入第步骤 5)。

5) 创建 SVM 分类模型。利用 libsvm 软件包对选择出的矩阵样本产生训练样本和测试样本集(选取 50% 做训练集,剩下 50% 做测试集),采用 GA 算法通过交叉迭代寻找到最优的惩罚参数 c 和核函数 g 训练出一个 SVM 异常检测模型。通过适应度函数选择最优参数判断 SVM 模型是否训练完毕,其中分类问题通常返回的是最优参数验证下的平均分类准确率,若训练完毕跳至步骤 6)。

6) 绘制分类结果图。将得到的模型用来预测测试集

的分类,最终通过预测集与测试集对比最终得到分类准确度,通过 MATLAB 绘制分类结果图。

2.3 复合材料仿真电容值计算

在建立了轮换对称八电极电容检测模型后,可根据样板局部发生损伤的特征计算电容值。工程上,复合材料结构常见的损伤形式主要包括:凹槽、裂纹、脱胶、分层、空隙等。根据损伤的位置,通过 APDL 语言,模拟不同类型损伤对应的模型,最后通过程序计算出电容值。通过设置每个最小单元属性不同占比,有限元仿真时即为空气与复合材料所在单元的位置,以此模拟不同损伤情况。对模型进行 2 层 8 均分时由式(3)可以获得 4 099 组非重复样本,为了模拟复合材料结构损伤,对典型的损伤通过有限元的剖分与设置,进行了以下 3 种情况的仿真计算: G1: 复合材料产生内部损伤(模拟复合材料的裂纹、空隙等内部属性发生变化); G2: 复合材料产生凹槽损伤(模拟复合材料凹槽缺陷); G3: 复合材料处于完好状态(模拟健康的复合材料)。

3 数据处理与 PCA-GA-RSPSVM 算法实现

本文做了两组实验,第 1 组是将同面八电极电容传感器检测模型的仿真数据送入 RSPSVM 的相关算法进行分类识别;第 2 组是采用损伤检测系统测量不同损伤类型的复合材料样板的电容值做样本集验证分类模型的检测性能。

3.1 仿真数据分析

经上述有限元仿真分析,可获取非重复样本 4 099 组,实验中抽取:G1 内部、裂纹损伤 200 组、G2 凹槽损伤 200 组、G3 完好样本 200 组,组成矩阵的行向量。实验初步选取八电极电容传感器不同电极对间电容值共 28 个作为特征参数,组成矩阵的列向量。样本矩阵即为 600 × 28,其中训练集和测试集各 300 个。

3.2 实验测量数据获取

选取 3 种不同损伤类型的复合材料样板即 G1: 内部损伤; G2: 凹槽损伤; G3: 完好状态,采用数据采集系统硬件电路实现微小电容的测量,将传感器、数据采集系统、PC 连接构成损伤检测实验系统^[15]。由同面多电极电容检测的原理可知,对每一个类型的检测样板都可以获得 1 组 28 个电容值,共 3 组 84 个样本。

3.3 基于 PCA-GA-RSPSVM 分类模型

由于同面电容传感器具有“软场”特性,很难得知哪些电极对所测得的电容值对 SVM 分类更为有益一些,这会严重影响到分类的效率。采用 PCA 对轮换对称法获取的仿真的电容值进行分析处理,抽取最有价值特征向量。对样本矩阵 600 × 28 采用 PCA 进行特征降维处理,

计算 PCA-GA-RSPSVM 算法各成分的贡献率和累计贡献率如表 1 所示。

表 1 PCA-GA-RSPSVM 算法贡献率及累计贡献率
Table 1 Contribution rate and accumulation contribution rate of PCA-GA-RSPSVM

主成分	贡献率	累计贡献率
1	36.028 1	36.028 1
2	24.153 8	60.181 9
3	10.991 3	71.173 2
4	7.472 5	78.645 7
5	5.073 6	83.719 3
6	4.425 7	88.145
7	3.251 4	91.396 4
8	2.196 3	93.592 7
9	2.053 7	95.646 4
⋮	⋮	⋮
28		100

从表 1 可知,利用 PCA 对八电极电容传感系统所检测出来的 28 维数据样本进行主成分分析后,前 9 个特征向量的主成分累计贡献率达到了 95.646 4%,能够很好的表达原始数据的特征状态,使得原始数据矩阵从 600×28 降维约简到 600×9 。这样约简了数据空间,提高算法运行效率。因此,选用前 9 个主成分作为新的特征识别复合材料样本不同损伤状态的特征向量。

4 结果分析

为了更直观的显示 PCA-GA-RSPSVM 算法的损伤检测效果,利用台湾大学林智仁开发的 LIBSVM 工具箱,选取 RBF 为核函数,可得两种分类模型的某次运行结果如图 3、4 所示。其中,RSPSVM 算法模型代表未经改进的原始算法,样本集为 3 种不同损伤类型共 600 组 28 维度的样本矩阵;PCA-GA-RSPSVM 模型的样本集为经过 PCA 特征提取后形成 600 组样本 9 个主成分的样本矩阵。损伤类型 G1、G2、G3 分类对应类别标签 1、2、3。可见,RSPSVM 模型的整体分类准确率为 88.67% (266/300),其中在 G1 损伤分类表现能力最差,仅为 79% (79/100),其主要原因是内部损伤特征属性不明显,很容易误判。PCA-GA-RSPSVM 模型分类结果中,G1 某次分类准确率为 92% (92/100),整体准确达到 95.67% (287/300),可见,PCA-GA-RSPSVM 提高了分类性能。需要指出的是,由于文中采用的是遗传算法自动寻找最佳的模型参数,所以每次运行结果可能会不同。

为了进一步验证文中所提算法的性能,需要进行多组重复实验,并与其他两种不同的分类模型做对比。引入粒子群算法 (PSO) 构建 PSO-RSPSVM 分类模型,其他设置与 GA-RSPSVM 相同。对文中所提到的算法进行 20

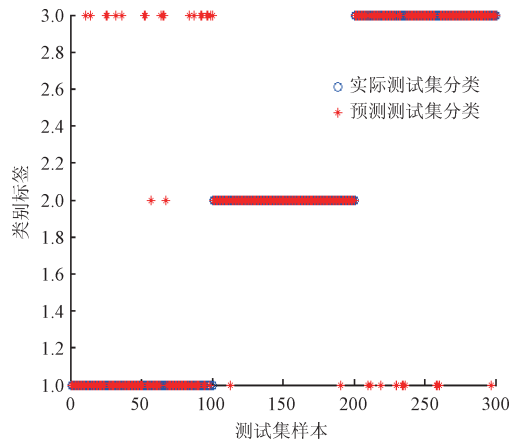


图 3 RSPSVM 算法分类结果
Fig. 3 Classification result of RSPSVM

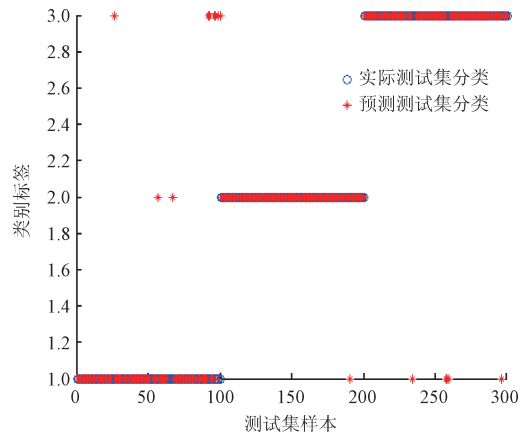


图 4 PCA-GA-RSPSVM 算法分类结果
Fig. 4 Classification result of PCA-GA-RSPSVM

次重复实验,SVM 模型设置参数 $C = 1, g = 2$,不同的分类模型所得模型的最佳参数/最佳参数范围,平均运行时间,各损伤类型分类准确度如表 2 所示。

由表 2 可知,在分类准确度方面,对 G1 损伤进行检测时,各类算法整体表现的较差,这是因为 G1 损伤类型为内部裂纹等损伤,损伤较难检测,而算法分类准确率在 73% ~ 90% 复合理论预期。相比于未经优化的分类模型 RSPSVM,改进后的模型的分类型有了明显提高。主要表现在两方面:在算法运行效率方面,PCA 特征提取后的 RSPSVM 各类分类算法的平均分类准确率/平均运行时间表现的更高/短,其中,运行时间缩减表现的最为明显;在分类准确度方面,经 GA 进行参数优化后的,PSO-RSPSVM 模型和 GA-RSPSVM 模型的分类型要好于 RSPSVM,充分体现了算法的寻优能力,而 GA-RSPSVM 模型的无论是在算法的分类能力还是效率上都要好于 PSO-RSPSVM 模型,这也是本文在改进 RSPSVM 算法时选用 GA 算法优化最佳参数的原因。

表 2 不同 RSPSVM 算法对比结果
Table 2 Comparison results of different RSPSVM

方法	未经 PCA 特征提取			PCA 特征提取			
	RSPSVM	PSO-RSPSVM	GA-RSPSVM	RSPSVM	PSO-RSPSVM	GA-RSPSVM	
RSPSVM 训练集样本/个	300	300	300	300	300	300	
RSPSVM 预测集样本/个	300	300	300	300	300	300	
模型最佳 参数/范围	<i>c</i> <i>g</i>	2 1	21.9661 0.1918	6.7235 0.5735	2 1	60.4 0.01	9.843 0.398
运行时间平均值/s	0.0751	84.24	38.14	0.0375	32.18	15.71	
G1 分类准确率平均值/%	74	75.8	78.8	80	88.3	91.8	
G2 分类准确率平均值/%	93	95.4	97.4	95	97.8	99.2	
G3 分类准确率平均值/%	90	91.3	93.5	92	94.2	95.8	
整体分类准确率平均值/%	85.67	88.49	89.62	89	93	95.67	

为了进一步验证算法的性能,采用选择好的相同的实测数据样本矩阵分别送入 RSPSVM 算法和 PCA-GA-RSPSVM 算法进行验证,获得实测数据分类结果如图 5、6 所示。最终得到 RSPSVM 算法分类准确为 90.476 2% ,

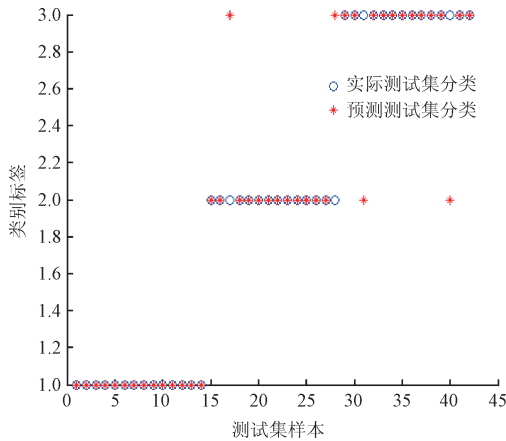


图 5 实测数据 RSPSVM 算法分类结果

Fig. 5 Classification results of RSPSVM of measured data

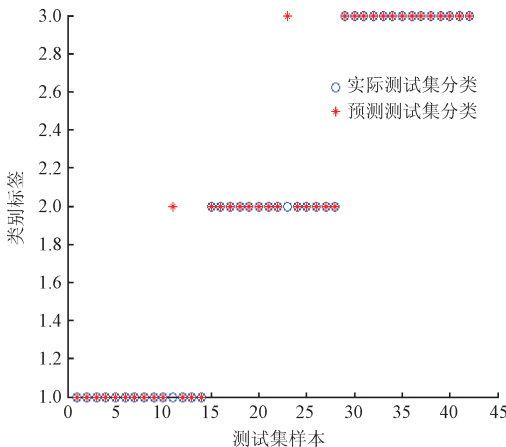


图 6 实测数据 PCA-GA-RSPSVM 算法分类结果

Fig. 6 Classification results of PCA-GA-RSPSVM of measured data

由图 5 可知,有 4 个样本点的分类与实际情况不符,前两个样本点表示将凹槽损伤误判为开槽损伤状态,后两个样本点代表将开槽损伤误判为凹槽损伤状态。而 PCA-GA-RSPSVM 算法准确度为 95.23% ,其中,G1、G2 情况下各有一个点的分类出现错误,G3 状态分类达到 100% 。

综上所述,PCA-GA-RSPSVM 分类模型对复合材料损伤检测无论是在提高分类准确度,最佳参数寻优性能、算法效率方面表现都很好。其中,预测集分类和实际测试集分类的差异主要来源于以下两个方面:1)来自复合材料本身的特性方面。复合材料损伤种类复杂,不同损伤类型差别不明显,在有限元模型仿真计算电容时任何参数的变化都可能引起电容值的敏感度降低,从而引起分类误差;2)算法精度。采用遗传算法寻找最佳参数过程中存在误差,特别是样本集的大小会对预测分类产生误差。

5 结 论

针对复合材料在航空航天领域的广泛应用,而复合材料损伤检测样本难以获取的问题,利用同面八电极电容传感器的轮换对称性计算复合材料结构损伤电容值。结合 GA 算法改进 RSPSVM 分类算法,采用 PCA 法提取更加有效的特征变量,降低了问题的难度,提高损伤检测准确性与效率。采取 PCA-GA-RSPSVM 算法对复合材料结构损伤的仿真电容值和实际测量值进行了算法验证。仿真和实验结果表明,将 PCA-GA-RSPSVM 与电容测量技术结合应用于复合材料损伤检测是可行的和有效的,具有很好的分类准确性和实时性。

参考文献

[1] KUILA T, MISHRA A K, KHANRA P, et al. Recent advances in the efficient reduction of graphene oxide and its application as energy storage electrode materials [J].

- Nanoscale, 2013, 5(1):52-71.
- [2] GRAHAM D P, REZAI A, BAKER D, et al. The development and scalability of a high strength, damage tolerant, hybrid joining scheme for composite-metal structures [J]. Composites Part A: Applied Science & Manufacturing, 2014, 64(21):11-24.
- [3] MEMMOLO V, MAIO L, MONACO E, et al. Damage detection tomography based on guided waves in composite structures using a distributed sensor network [J]. Optical Engineering, 2016, 55(1):011007.
- [4] SALZMAN K L, CHILDS A M, DAVIDSON H C, et al. Intralabyrinthine schwannomas: imaging diagnosis and classification [J]. American Journal of Neuroradiology, 2012, 33(1):104-113.
- [5] 温银堂, 赵丽梅, 张玉燕, 等. 基于 ECT 的复合材料构件胶层缺陷检测 [J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(8):1783-1791.
- WEN Y T, ZHAO L M, ZHANG Y Y, et al. Defect detection of the adhesive layer of composite component based on the ECT technology [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(8):1783-1791.
- [6] 李胤, 田干, 杨正伟, 等. 复合材料低速冲击损伤超声红外热波检测能力评估 [J]. 仪器仪表学报, 2016, 17(5):1124-1130.
- LI Y, TIAN G, YANG ZH W, et al. Detection capability evaluation of low velocity impact damage in composites using ultrasonic infrared thermography [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 17(5):1124-1130.
- [7] 马敏, 吴海超. 基于 ECT 的飞机复合材料检测方法研究 [J]. 仪表技术与传感器, 2014(7):100-102.
- MA M, WU H CH. Research on detection method for aerial composite materials based on ECT [J]. Instrument Technique and Sensor, 2014(7):100-102.
- [8] 崔建国, 张文生, 蒋丽英, 等. 飞机复合材料结构损伤的预测方法 [J]. 材料科学与工程学报, 2016, 34(5):755-760.
- CUI J G, ZHANG W SH, JIANG L Y, et al. Damage prediction and verification of aircraft composite materials [J]. Journal of Materials Science & Engineering, 2016, 34(5):755-760.
- [9] 鲍峤, 袁慎芳, 邱雷, 等. 基于阵列传感器的复合材料结构损伤 MUSIC 成像方法 [J]. 复合材料学报, 2017, 34(2):456-462.
- BAO Q, YUAN SH F, QIU L, et al. A damage imaging method based on MUSIC algorithm of linear sensor array for composite structure [J]. Acta Materiae Compositae Sinica, 2017, 34(2):456-462.
- [10] DINCA I, BAN C, STEFAN A, et al. Nanocomposites as advanced materials for aerospace industry [J]. Incas Bulletin, 2012, 4(4):57-72.
- [11] CHACKO B P, AUGUSTIN G, DENIDNI T A. Uniplanar polarisation diversity antenna for ultrawideband systems [J]. IET Microwaves Antennas & Propagation, 2013, 7(10):851-857.
- [12] 李荣雨, 程磊. 基于 SVM 最优决策面的决策树构造 [J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(3):342-351.
- LI R Y, CHENG L. Building decision tree based on SVM optimal decision surface [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2016, 30(3):342-351.
- [13] DONG E, YU X, CHAO H. Optimization of uniplanar multi-electrode capacitive sensor for damage detection of aircraft composite material [C]. IEEE International Conference on Electronic Measurement & Instruments, 2013:244-248.
- [14] YAN L I, YUAN X, LIU J, et al. Improved method of electrical capacitance tomography based on SVM algorithm of choice and segmentation [J]. Computer Engineering & Applications, 2013, 49(13):110-113.
- [15] CUI Z, WANG H, CHEN Z, et al. A high-performance digital system for electrical capacitance tomography [J]. Measurement Science & Technology, 2011, 22(5):055503.

作者简介



张宝印, 2015 年于长春工业大学获得学士学位, 现为空军航空大学硕士研究生, 主要研究方向为异常检测技术、健康监测技术。

E-mail: zhangbaoyin@163.com

Zhang Baoyin received B. Sc. from Changchun University of Technology in 2015. Now he is a M. Sc. candidate in Air Force Aviation University. His main research interest includes anomaly testing technology, and health monitoring technology.



董恩生 (通讯作者), 1991 年于沈阳工业大学获得硕士学位, 2007 年于清华大学获得博士学位, 现为空军航空大学飞行器控制系教授, 主要研究方向为异常检测技术、传感器技术。

E-mail: DongEnsheng@tsinghua. or

Dong Ensheng (Corresponding author) received M. Sc. from Shenyang University of Technology in 1991, and Ph. D. from Tsinghua University in 2007, respectively. Now he is a professor in Air Force Aviation University. His main research interests include anomaly testing technology, and sensor technology.