

引用格式: ZHENG Li, LIU Chuang, REN Jiaojiao, et al. Debonding Defect Identification Method for Multi-layer Bonded Structures Based on LDA-CPSO-SVM Optimization[J]. Acta Photonica Sinica, 2021, 50(12):1212004
郑莉,刘闯,任姣姣,等.基于LDA-CPSO-SVM优化的多层胶接结构脱粘缺陷识别方法[J].光子学报,2021,50(12):1212004

基于 LDA-CPSO-SVM 优化的多层胶接结构 脱粘缺陷识别方法

郑莉,刘闯,任姣姣,张丹丹,李丽娟,徐继升

(长春理工大学 光电工程学院 光电测控与光信息传输技术教育部重点实验室,长春 130022)

摘 要:将太赫兹时域光谱技术与支持向量机算法相结合,对多层胶接结构的脱粘缺陷识别方法进行研究。一方面通过线性判别分析法对太赫兹时域光谱系统提取的 14 种太赫兹时域特征参数进行降维,使多层胶接结构胶层中正常区域、脱粘区域及边缘区域的分类精度提高了 20.3%;另一方面采用混沌粒子群法对支持向量机的核函数进行寻优,使胶层 I 分类正确率提高了 18.92%、胶层 II 分类正确率提高了 9.85%。基于所构建线性判别分析法参数优化后的混沌粒子群支持向量机优化算法对多层胶接结构进行多特征成像,研究结果表明该成像方法能够有效的区分胶层的正常区域、缺陷区域和边缘区域,与传统的太赫兹单特征成像技术相比,提升了 50% 以上的脱粘缺陷识别率,对于胶层 I 的识别率为 91%,胶层 II 识别率为 92%,大大提升了多层胶接结构脱粘缺陷的识别能力。

关键词:太赫兹成像技术;支持向量机;线性判别分析法;混沌粒子群算法;脱粘缺陷

中图分类号:O433.4

文献标识码:A

doi:10.3788/gzxb20215012.1212004

Debonding Defect Identification Method for Multi-layer Bonded Structures Based on LDA-CPSO-SVM Optimization

ZHENG Li, LIU Chuang, REN Jiaojiao, ZHANG Dandan, LI Lijuan, XU Jisheng

(Key Laboratory of Optoelectronic Measurement and Control and Optical Information Transmission Technology of Ministry of Education, College of Optoelectronic Engineering, Changchun University of Science and Technology, Changchun 130022, China)

Abstract: Terahertz time domain spectroscopy and support vector machine algorithm are combined to study the defect identification method for multilayer bonded structures. On the one hand, the linear discriminant analysis method was used to reduce the dimension of 14 terahertz time-domain characteristic parameters extracted by the terahertz time-domain spectrum system, and the classification accuracy of normal region, debonding region and edge region in the adhesive layer of multi-layer bonded structure was improved by 20.3%. On the other hand, chaos particle swarm optimization was used to optimize the kernel function of support vector machine, and the classification accuracy of adhesive layer I and II increased by 18.92% and 9.85% respectively. Linear discriminant analysis based on constructed after parameter optimization of chaotic particle swarm optimization algorithm of support vector machine for multilayer glue joint structure characteristic imaging, the results show that this imaging method can effectively distinguish between sub area of the normal, defect region and edges region, compared with the traditional characteristics of

基金项目:吉林省科技资源开放共享服务平台与科研条件保障项目(No.20191004022TC),吉林省科技发展计划(No. 201506230147C), 长春理工大学青年创新基金(No.XJJLG-2018-19)

第一作者:郑莉(1996-),女,硕士研究生,主要研究方向为太赫兹无损检测。Email:15500450544@163.com

导师(通讯作者):刘闯(1985-),男,讲师,博士,主要研究方向为太赫兹无损检测。Email:liuchuang@cust.edu.cn

收稿日期:2021-06-25;**录用日期:**2021-08-25

<http://www.photon.ac.cn>

terahertz single imaging technology promoted the debonding defect recognition rate of 50% above, The recognition rate of adhesive layer I is 91% and that of adhesive layer II is 92%, which greatly improves the recognition ability of debonding defects of multi-layer adhesive structure.

Key words: Terahertz imaging technology; Support vector machine; Linear discriminant analysis; Chaotic particle swarm optimization; Debonding defect

OCIS Codes: 120.4290; 260.2110; 300.6495

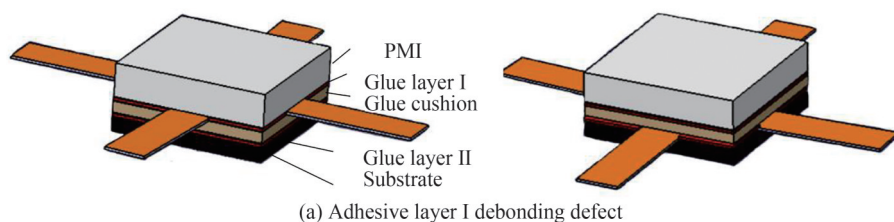
0 引言

多层胶接结构在实际工程中应用广泛^[1-2],但在制造或使用过程中其胶接处会产生分层、裂纹、夹杂、脱粘等缺陷^[3-6],造成损害工程安全的后果。为了实现多层胶接结构材料内部的无损探伤,一般采用非接触式的光学检测方法,如激光、超声、热成像等^[7-9],太赫兹时域光谱技术具有穿透性强、光谱指纹高效、能耗低、无害、环保、适用于非极性材料的评价等优点,已被证明是一种非常有效的检测手段^[10-11]。DAIB等针对多层结构脱粘样品进行太赫兹无损检测,提出了一种基于小波系数重构三维图像的方法,提高了脱粘缺陷的识别能力^[12];REN J等提出基于太赫兹时域光谱系统的多特征参数神经网络方法,对耐高温复合材料的粘接质量进行分析,提出将多特征参数进行优化作为反向传播神经网络的输入进行脱粘分类识别,但识别效果模糊^[13];ZHANG J等提出了基于多重回波的脱粘缺陷厚度定量确定方法,采用特征融合成像算法实现了缺陷的横向识别,并采用定量分析的方法提高了缺陷识别能力,但对于边缘区域有部分被误识别为缺陷^[14]。

本文基于太赫兹时域光谱技术与优化参数的支持向量机^[18](Support Vector Machine, SVM)结合算法,针对多层胶接结构脱粘缺陷识别问题开展研究。首先通过太赫兹时域光谱系统提取多层胶接结构正常区域、缺陷区域和边缘区域14种太赫兹时域特征参数,分别采用主成分分析法^[15](Principal Component Analysis, PCA)及线性判别分析法^[16](Linear Discriminant Analysis, LDA)对缺陷特征数据进行降维,利用受试者工作曲线(Receiver Operating Characteristic Curve, ROC)^[17]的曲线下面积(Area Under Curve, AUC)及分类正确率等参数对降维优化效果进行分析;其次通过分析训练集训练不同区域的分类正确率,获得最佳的核函数类型与SVM的组合,并使用混沌粒子群优化(Chaotic Particle Swarm Optimization, CPSO)^[19]算法进行核函数参数寻优,降低运算复杂度并提高分类正确率;最后,利用所构建的LDA-CPSO-SVM算法对多层胶接结构胶层区域进行成像,对脱粘缺陷面积的识别率及边缘区域的识别效果进行分析。

1 太赫兹时域特征参数的提取与优化

图1为本文采用的2块多层胶接结构作为实验样件设计图,该结构主要由聚甲基丙烯酸酯亚胺(Polymethacrylimide, PMI)、上胶层(胶层 I)、胶垫、下胶层(胶层 II)与基体等五部分组成,胶层材料为氧化镁 MgO 和甲基丙烯酸烯丙酯(C₁₄H₁₀N₂)_n混合物,胶垫材料为芳纶纤维,样件的整体尺寸为60 mm×60 mm×30 mm,其中PMI材料的厚度为30 mm,金属基体厚度为2 mm,两个胶层的厚度均为0.5 mm。在胶接结构的制作过程中,为了避免制作过程中产生人工误差使实验缺陷效果差,在上层缺陷样件和下层缺陷样件不同胶层中的相同位置均插入厚度为0.1 mm的4个相同半圆形聚四氟乙烯薄高温布,待样件固化后将其抽出,共获得8个脱粘缺陷,由于加压可能会挤压预置薄高温布,其真实位置会有略微偏差,图1(a)为胶层 I 缺陷位置及面积大小的模拟样件设计图,图1(b)为胶层 II 样件设计图。



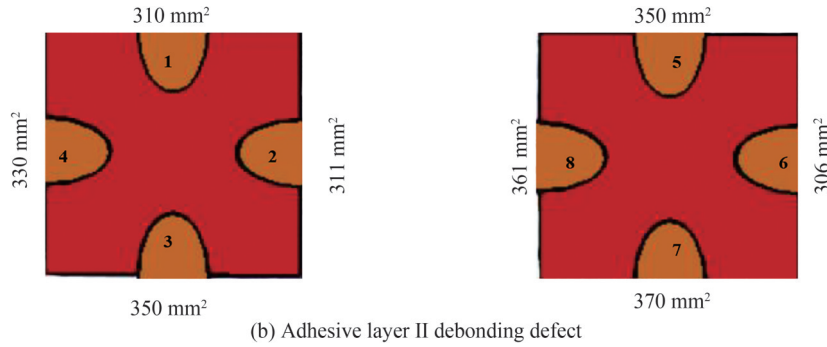


图1 多层胶接结构样件 I、II 设计图

Fig.1 Design drawings of multilayer bonded structure samples I and II

图2为实验采用的美国Advanced Photonix公司太赫兹时域光谱系统(T-Ray 5000)作为检测系统,将THz发射器与THz接收器通过共线适配器连接后固定至二维导轨上,对待测样件进行逐点扫描,二维扫描时间约为70 s,扫描步距为0.5 mm,所使用THz-TDS系统的频谱宽度为5 THz,除去噪声外的有效频谱宽度为0.2~2.5 THz,太赫兹波光斑直径为1 mm,频谱分辨率为3.1 GHz,信噪比大于70 dB,快速扫描范围是320 ps,时间分辨率为0.1 ps^[13],每个像素可采集到3 200个点,最终可获得反射式的五层胶接结构THz时域光谱。

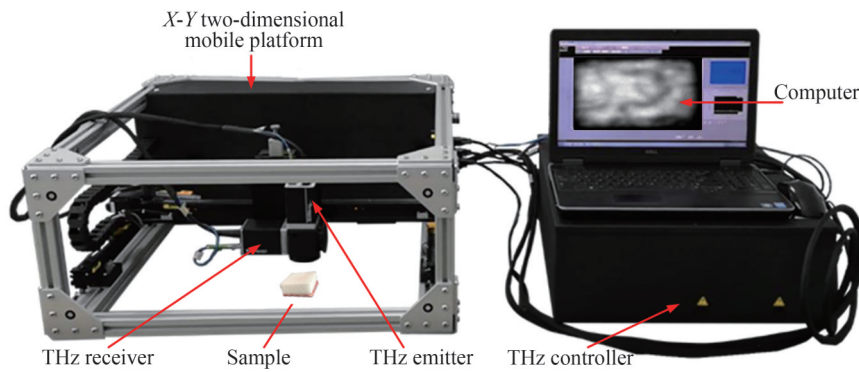


图2 实验太赫兹时域光谱系统

Fig.2 Experimental terahertz time domain spectral system

图3给出了多层胶接结构中不同区域形成的太赫兹时域光谱图,未经反卷积的空气参考信号波峰强度为0.3 mV左右,通过反卷积处理方法后纵坐标表示为归一化后的强度,其横坐标为时间延迟。图3(a)为正常及缺陷波形,在无脱粘缺陷的正常区域,时域光谱的峰谷交替变化,对应于THz波在材料不同介质中传播的过程,而当THz波在脱粘缺陷的区域传播时,获得的太赫兹时域光谱将发生变化,出现缺陷特征峰(谷);此外,实际检测数据中还包含了样品本身以外边缘区域的金属反射回波信息,如图3(b)为边缘区域波形,该数据也会对脱粘缺陷的识别结果产生影响。因此,本文将多层胶接结构样件的时域光谱检测数据划分为正常区域、缺陷区域和边缘区域三类,并分别提取不同区域的2 000组样本数据作为支持向量机的训练集。每一组数据中均包括振幅最大值、振幅最小值、峰度、偏度、能量积分、方差、均方根、峰峰值、绝对均值、飞行时间差、波形因子、峰值因子、脉冲因子、裕度因子等14种太赫兹时域光谱参数,则根据不同区域的太赫兹时域光谱特征的不同,实现对正常区域、缺陷区域和边缘区域的分类。

分别采用PCA与LDA两种方法对支持向量机训练集进行优化。图4给出了基于两种不同优化算法的ROC曲线图,其中横坐标假阳性率(False Positive Rate)代表特异度,纵坐标真阳性率(True Positive Rate)代表灵敏度,它们的值越高则表示分类器的性能越好。以ROC曲线、假阳性率和真阳性率合围的区域计算AUC面积,图4(a)为采用PCA方法将太赫兹特征数据降至3维时,以正常区域、脱粘区域和边缘区域为正类的AUC值分别为0.94、0.75和0.62,SVM运算的分类正确率为67.6%;而图4(b)为采用LDA方法将太赫兹特征数据降维至2维时,以正常区域、脱粘区域和边缘区域为正类的AUC值分别为1、0.82和0.8,分类正确率为87.9%。该结果表明采用LDA方法能够获得更高的分类正确率,在降低机器学习的复杂性的同时,

提高了支持向量机的分类精度。

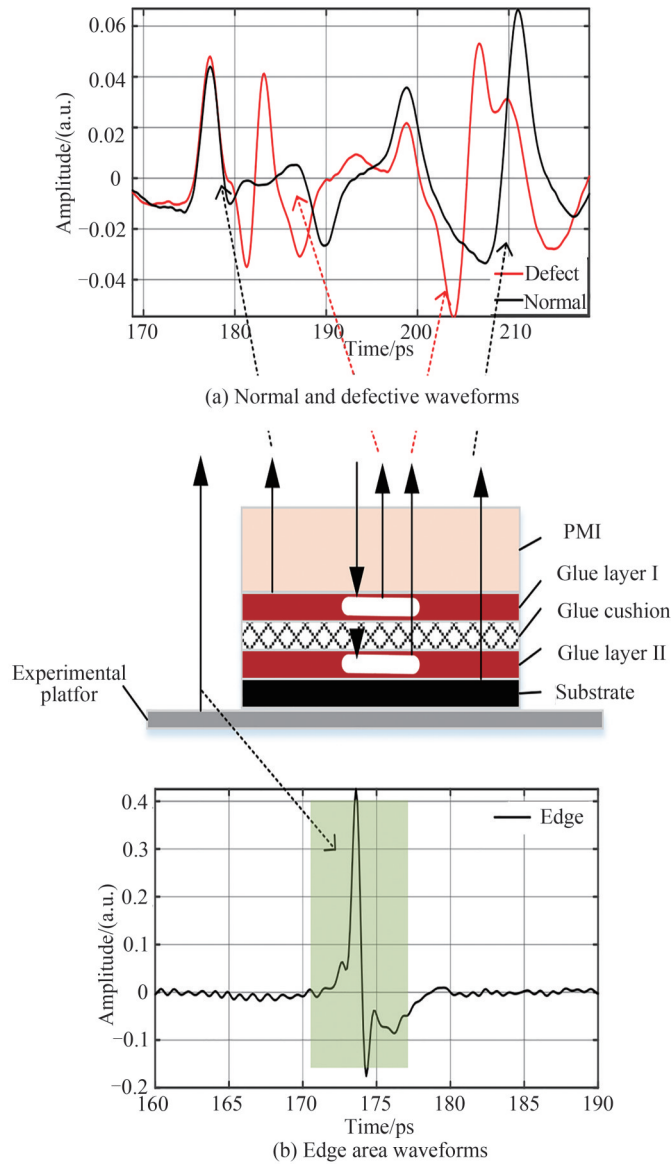


图3 多层胶接结构不同区域的大赫兹时域波形

Fig.3 Terahertz time domain waveform of different regions of multilayer adhesive structure

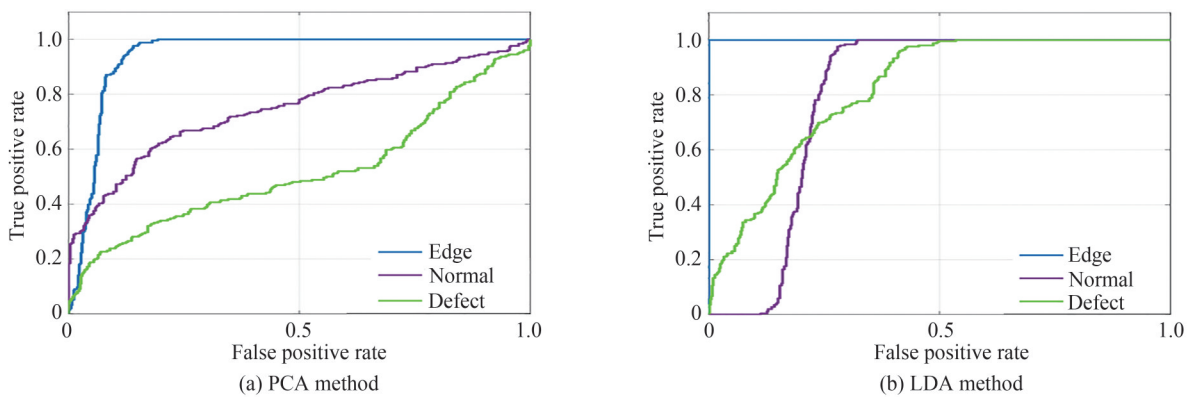


图4 不同样本类型的受试者工作曲线

Fig.4 Subject operating curves of different sample types

2 支持向量机参数优化

支持向量机核函数是实现分类的关键,选取适当的核函数 $K(x, x')$ 和参数 C 对提高分类正确率具有很大影响。实验中分别采用6种核函数类型对多层胶接结构的不同区域的数据进行处理,获得的结果如表1所示,其中Medium Gaussian SVM核函数对胶层I的正常区域、脱粘和边缘区域分类效果最佳,综合分类正确率为97.1%;Coarse Gaussian SVM核函数对胶层II的正常区域、脱粘和边缘区域的分类效果最佳,综合分类正确率为96.6%。因此分别选取Medium Gaussian SVM和Coarse Gaussian SVM作为对胶层I和胶层II数据分类的核函数类型。

表1 不同核函数类型分类率
Table 1 Classification rate of different kernel function types

Sample type	The accuracy of different kernel function types					
	Liner SVM	Quadratic SVM	Cubic SVM	Fine Gaussian SVM	Medium Gaussian SVM	Coarse Gaussian SVM
Layer I normal	85.22%	86.51%	84.34%	88.95%	96.13%	94.66%
Layer I defect	86.45%	87.36%	89.65%	88.39%	99.43%	98.9%
Layer I edge	85.85%	86.37%	89.32%	89.67%	98.34%	97.67%
Layer II normal	86.27%	87.57%	90.34%	91.98%	95.14%	97.66%
Layer II defect	83.42%	89.35%	88.66%	90.38%	98.49%	98.96%
Layer II edge	81.84%	86.2%	88.33%	91.66%	96.3%	97.37%

传统的粒子群(Particle Swarm Optimization, PSO)^[20]算法的性能在很大程度上依赖于预先设定的参数,并且存在陷入局部最优的问题。为了克服这一缺点,将混沌搜索作为优化器来增强传统的粒子群优化,即CPSO。

本文采用经典的逻辑方程构成混沌序列

对于 $z_i = (z_{i1}, z_{i2}, \dots, z_{in})$ 中的 n 维向量,其分量在 $[0, 1]$ 范围内,其逻辑迭代公式为

$$z_i + 1 = \mu \cdot z_i(1 - z_i) \quad (i = 1, 2, \dots, m) \quad \mu \in (2, 4] \quad (1)$$

式中, μ 为控制参数,设 $0 \leq z_i \leq 1$,当 $\mu = 4$ 时,通过logistic方程的迭代生成混沌队列 z_1, z_2, \dots, z_m 。

1) 混沌初始化:采用混沌初始化来为每个粒子选择更好的初始位置,提高粒子的稳定性,种群的多样性。

2) 自适应惯性权重因子:自适应惯性权重因子用于鼓励优秀粒子通过微调搜索区域修正它们的权重来细化搜索结果,不好的粒子则用大步长修改搜索空间。

$$\omega = \begin{cases} \omega_{\min} + \frac{(\omega_{\max} - \omega_{\min})(f - f_{\min})}{f_{\text{avg}} - f_{\min}}, & f \leq f_{\text{avg}} \\ \omega_{\max}, & f > f_{\text{avg}} \end{cases} \quad (2)$$

式中, ω_{\min} 和 ω_{\max} 分别表示 ω 的最大值和最小值, f 是粒子的目前目标值, f_{avg} 和 f_{\min} 是所有粒子中的平均和最小目标值。

3) 混沌扰动:在当前粒子中使用混沌扰动,使其脱离局部最优。

4) 混沌局部搜索:用于对解进行局部定向搜索,以避免陷入局部最优解,搜索陷入局部最优。

采用CPSO和PSO两种算法对所选取的核函数参数 C 进行寻优,以进化代数(Evolution Algebra)与分类正确率为坐标绘制分类率适应度曲线,以获得最优的参数 C 和进化代数。图5给出了胶层I数据的分类率适应度曲线,由图5(a)可知,当采用PSO算法方法优化时,在进化代数为722的条件下获得了80.08%的分类正确率;由图5(b)可知当采用CPSO算法方法优化时,在进化代数为47条件下获得了99%的分类正确率。图6给出了胶层II数据的分类率适应度曲线,由图6(a)在PSO算法优化下,当进化代数为551时获得的分类正确率为88.95%;由图6(b)在CPSO算法优化下,当进化代数为161时获得的分类正确率为98.8%。由上述结果可知,采用CPSO方法对SVM核函数参数进行优化,能够以更少的迭代次数运算获得更高的分类正确率。

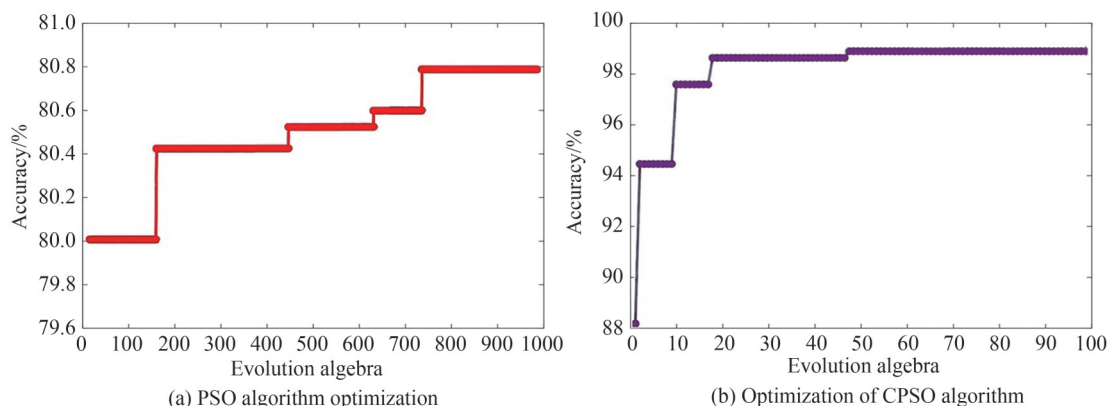


图5 胶层I数据的分类率适应度曲线

Fig.5 Classification rate fitness curve of adhesive layer I data

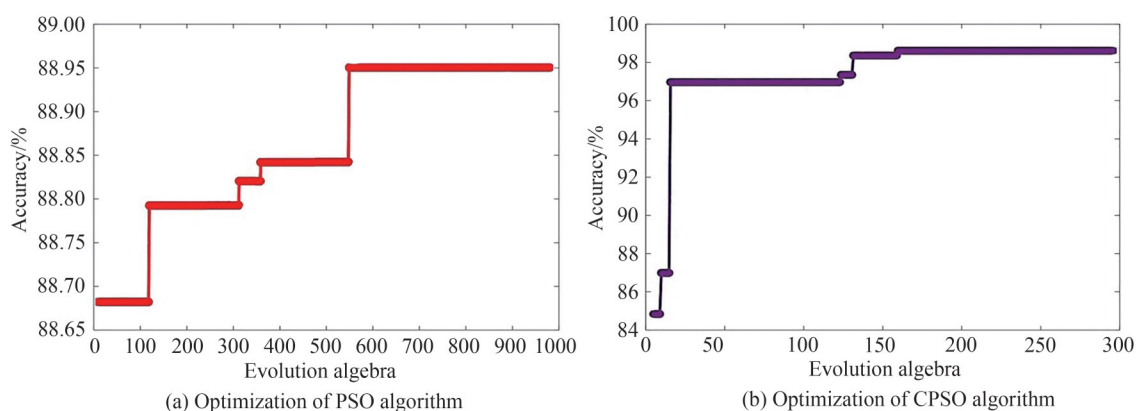


图6 胶层II数据的分类率适应度曲线

Fig.6 Classification rate fitness curve of adhesive layer data

3 实验结果及分析

太赫兹时域成像技术主要利用太赫兹特征数值的大小进行成像,而通过统计二值化后的太赫兹成像连通域中数值为1的点的数量可实现缺陷面积的计算。当分别采用14种时域特征参数对样品进行成像时发现,能量积分法对胶层I成像效果最佳,最小值成像方法对胶层II成像效果最佳。因此本文首先利用能量积分及最小值特征参数分别对胶层I、胶层II进行单特征成像,实验结果如图7所示。由图7(a)可知,当采用能量积分法对胶层I进行成像时,所获得识别缺陷面积分别为 140 mm^2 、 145 mm^2 、 178 mm^2 和 90 mm^2 ,相应的面积识别率分别为45.1%、46.6%、50.9%和27.3%,平均识别率为42.5%;由图7(b)可知,当采用最小值成像方法对胶层II进行成像时,所获得的识别缺陷面积分别为 155 mm^2 、 156 mm^2 、 96 mm^2 和 184 mm^2 ,面积识别率分别为44.3%、51.0%、25.9%和51.0%,平均识别率43.1%。该结果表明太赫兹单特征成像方法虽然能够识别缺陷位置,但缺陷面积的整体识别率较低,且边缘区域与正常区域及缺陷区域的边界区分不明显,还会出现边缘区域与正常区域的部分混叠现象。

由前文的研究可知,分别采用LDA及CPSO方法对支持向量机进行优化时,均能够提高SVM对多层胶接结构不同区域分类的正确率,如图8所示,通过LDA-CPSO-SVM算法对多层胶接结构的脱粘缺陷进行成像分析。如图8(a)所示对胶层I区域进行成像时,所识别的脱粘缺陷面积分别为 281 mm^2 、 276 mm^2 、 324 mm^2 和 306 mm^2 ,面积识别率分别为90.6%、88.7%、92.6%和92.7%,平均识别率为91%;如图8(b)对胶层II区域进行成像时,所识别的脱粘缺陷面积分别为 330 mm^2 、 276 mm^2 、 331 mm^2 和 339 mm^2 ,面积识别率分别为94.3%、91.0%、89.5%和94.0%,平均识别率为92%。由结果可知,基于LDA-CPSO-SVM对多层胶接结构胶层进行成像能够获得很高的缺陷识别率,并且相比于太赫兹单特征成像结果,胶层的边缘区域、正常区域和缺陷区域之间都具有明显的区分界限,且没有出现不同区域的混叠现象。

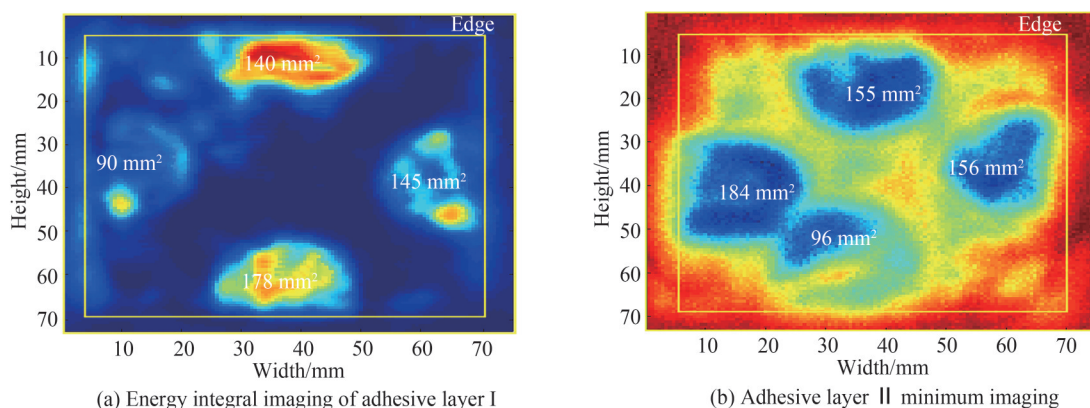


图7 多胶接结构胶层的太赫兹单特征成像图
Fig.7 Terahertz single feature image of multi-bonded structural adhesive layer

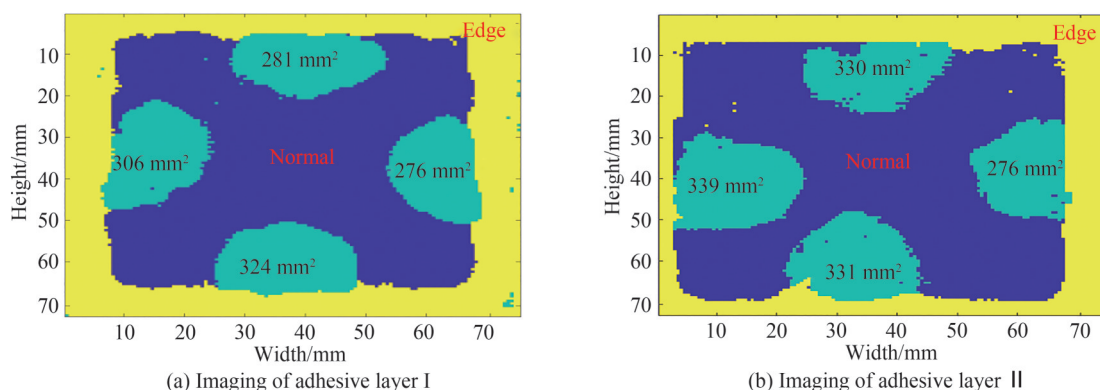


图8 基于LDA-CPSO-SVM算法的多胶接结构胶层的成像图
Fig.8 Imaging image of multi-bonded structural adhesive layer based on LDA-CPSO-SVM algorithm

4 结论

采用太赫兹时域光谱系统对多层胶接结构内部的脱粘缺陷进行检测,并采用SVM对太赫兹时域光谱数据进行分类,通过优化SVM算法,实现了多层胶接结构胶层中缺陷区域、正常无缺陷区域及边缘区域的准确分类,最终实现了多层胶接结构内部脱粘缺陷的准确识别。研究表明,采用LDA方法对太赫兹时域特征数据进行降维,能够有效的提高SVM的分类效率,同时通过采用CPSO算法对SVM核函数参数进行优化,不仅能够提高分类正确率,还能够降低运算复杂度。基于LDA-CPSO-SVM方法对多层胶接结构两个胶层区域进行成像,获得的脱粘面积平均识别率均在90%以上,与传统的太赫兹单特征成像方法相比,该方法不仅大大提高了缺陷面积的识别率,并且对缺陷区域、正常区域及边缘区域的边界具有明显的识别效果,可作为多层胶接结构内部脱粘缺陷识别的可靠手段。

参考文献

- [1] MURASHOV V. Identification of areas of absence of adhesive bonding between layers in multilayer structures[J]. Polymer Science, 2014, 7(1):46-48.
- [2] LINCOLN J, JACKSON B, BARNES A, et al. Oxide-oxide ceramic matrix composites-enabling widespread industry adoption[M]. John Wiley & Sons, Inc. 2017.
- [3] SANABRIA S J, SCHÜTZ P, NEUENSCHWANDER J, et al. Novel air-coupled ultrasound method for climatic-induced delamination imaging in individual bonding planes of historic glued timber[C]. 18th International Nondestructive Testing and Evaluation of Wood Symposium, 2013.
- [4] CHOWDHURY N M, WANG J, CHIU W K, et al. Static and fatigue testing bolted, bonded and hybrid step lap joints of thick carbon fibre/epoxy laminates used on aircraft structures[J]. Composite Structures, 2016, 142(5):96-106.5.
- [5] ITA B, PO C, SP B, et al. State-of-the art non-destructive techniques for defects detection in nanocomposites foam-core sandwich panels containing carbon nanotubes: IR thermography and microwave imaging[J]. Polymer Testing, 2019, 73:352-358.

-
- [6] LAU D, QIU Qiwen, et al. A novel approach for near-surface defect detection in FRP-bonded concrete systems using laser reflection and acoustic-laser techniques[J]. *Construction & Building Materials*, 2017, 141:553-564.
- [7] ZHANG K, LI S, ZHOU Z. Detection of disbonds in multi-layer bonded structures using the laser ultrasonic pulse-echo mode[J]. *Ultrasonics*, 2019, 94:411-418.
- [8] CHAN H, MASSEREY B, FROMME P. High frequency guided ultrasonic waves for hidden fatigue crack growth monitoring in multi-layer model aerospace structures[J]. *Smart Material Structures*, 2015, 24(2):025037.
- [9] YI Q, TIAN G Y, YLMAZ B, et al. Evaluation of debonding in CFRP-epoxy adhesive single-lap joints using eddy current pulse-compression thermography[J]. *Composites Part B Engineering*, 2019:107461.
- [10] ZHONG Shuncong. Progress in terahertz nondestructive testing: A review[J]. *Frontiers of Mechanical Engineering*, 2019, 14(13):273-281.
- [11] CRISTOFANI E, FRIEDERICH F, WOHNSIEDLER S, et al. Non-destructive testing potential evaluation of a THz frequency-modulated continuous-wave imager for composite materials inspection[J]. *Optical Engineering*, 2014, 53(3):1709-1717.
- [12] DAI B, WANG P, WANG T Y, et al. Improved terahertz nondestructive detection of debonds locating in layered structures based on wavelet transform[J]. *Composite Structures*, 2017, 168(5):562-568.
- [13] REN J, LI L, ZHANG D, et al. Study on intelligent recognition detection technology of debond defects for ceramic matrix composites based on terahertz time domain spectroscopy[J]. *Applied Optics*, 2016, 55(26):7204.
- [14] ZHANG J, REN J J, LI L J, et al. THz imaging technique for nondestructive analysis of debonding defects in ceramic matrix composites based on multiple echoes and feature fusion[J]. *Optics Express*, 2020, 28(14):19901-19915.
- [15] NOBLE W S. What is a support vector machine?[J]. *Nature Biotechnology*, 2006, 24(2006):1565-1567.
- [16] BHATTACHARYA S, SRK S, MADDIKUNTA P K R, et al. A novel pca-firefly based xgboost classification model for intrusion detection in networks using GPU[J]. *Electronics*. 2020, 9(2):219.
- [17] VARATHARAJAN R, MANOGARAN G, PRIYAN M K. A big data classification approach using LDA with an enhanced SVM method for ECG signals in cloud computing[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2018, 77(8):10195-10215.
- [18] FAWCETT T. An introduction to ROC analysis[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2005, 27(8):861-874.
- [19] DUAN L, ZHANG Hongxin, KHAN M S, et al. Recognition of motor imagery tasks for BCI using CSP and chaotic PSO twin SVM[J]. *The Journal of China Universities of Posts and Telecommunications*, 2017, 24(3):83-90.
- [20] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization[C]. *Icnn95-international Conference on Neural Networks*, IEEE, 2002, 4:1942-1948.