

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2108558

基于改进 L1/2 正则化的电阻抗层析成像 *

范文茹 郭雪飞

(中国民航大学电子信息与自动化学院 天津 300300)

摘要: 碳纤维复合材料的结构安全健康检测至关重要。电阻抗层析成像技术利用碳纤维复合材料的导电特性,可实现对其结构损伤检测。此技术具有成本低、非侵入和操作简便等优点,近年来成为广大学者的研究热点。在 EIT 的图像重构过程中存在着严重的病态性问题,本文提出了一种改进 L1/2 正则化算子的电阻抗层析成像算法。该方法采用 L1/2 范数构建稀疏正则化罚函数,通过布雷格曼交替方向乘子法的迭代算法对新目标函数进行求解,提高算法的性能。为验证算法有效性,使用 COMSOL 软件设计 4 种典型 CFRP 层合板损伤类型并搭建 16 电极 EIT 测试系统验证。仿真与实际实验结果表明,与其他算法相比,采用 BADMM 迭代算法求解 L1/2 正则化方法提高了图像相关系数,降低了图像误差,有效改善了重建图像的精度,且该方法对噪声具有较强的鲁棒性。

关键词: 碳纤维增强复合材料;电阻抗层析成像;稀疏正则化;布雷格曼交替方向乘子法

中图分类号: TH212; TH213.3 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.80

Electrical impedance tomography based on improved L1/2 regularization

Fan Wenru Yao Xuefei

(College of Electronic Information and Automation, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China)

Abstract: The structural safety and health inspection of carbon fiber reinforced polymer is very important. Electrical impedance tomography utilizes the conductive properties of carbon fiber composites to detect structural damage. This technology has the advantages of low cost, non-invasive and simple operation, and has become a research hotspot of scholars in recent years. There are serious ill-conditioned problems in the image reconstruction process of EIT. In this paper, an electrical impedance tomography algorithm with improved L1/2 regularization operator is proposed. The method uses the L1/2 norm to construct a sparse regularization penalty function, and uses the Bregman alternating direction method of multiplier iterative algorithm to solve the new objective function to improve the performance of the algorithm. To verify the effectiveness of the algorithm, four typical damage types of CFRP laminates were designed using COMSOL software and a 16-electrode EIT test system was built for verification. The simulation and actual experimental results show that, compared with other algorithms, using the BADMM iterative algorithm to solve the L1/2 regularization method improves the image correlation coefficient, reduces the image error, and effectively improves the accuracy of the reconstructed image, and the method has strong robustness to noise.

Keywords: carbon fiber reinforced polymer; electrical impedance tomography; sparse regularization; Bregman alternating direction method of multiplier

0 引言

碳纤维复合材料(carbon fiber reinforced polymer/plastic, CFRP)具有独特的材料属性,与其他金属合金相比,具有高比强度/模量,优越的耐腐蚀性及抗疲劳寿命性,在高温条件下它的属性和性质不会轻易地发生变化,能够为航空航天等高端设备提供平稳运行的保障,也正凭借着

特有的优势,碳纤维复合材料被广泛应用于航空航天、军工、国防和工业制造等领域^[1-3]。但在其制造和使用过程中,不可避免的会出现各种各样的损伤,因而如何实现对损伤的健康检测显得尤为关键。现代技术方法主要有激光超声^[4-5]、X 射线^[6-7]、红外成像^[8-9]、电涡流检测^[10]等,然而这些技术方法都存在着一定的局限性,如检测成本高、操作步骤繁琐、难适用以及存在辐射等问题。电阻抗成像技术

收稿日期:2021-12-09

* 基金项目:国家基金面上项目(61871379)、天津市教委科研计划项目(2020KJ012)资助

(electrical impedance tomography, EIT) 具有低成本、易操作和无辐射等优点, 在碳纤维复合材料无损检测领域已经逐步受到国内外学者的广泛关注和研究^[11-14]。

在 EIT 的逆问题求解当中, 测量数据量要远远小于待求解的数据量, 造成了重建图像结果分辨率不高。LBP 直接类算法因其成像速度快被广泛应用于工业工程的实际测量当中, 但是它的精确度很差; Tikhonov 正则化方法是基于 L2 范数求解, 得到的解过于稀疏, 造成了图像重建结果的平滑和模糊; Liu 等^[15]提出了一种基于参数水平集 (PLS) 的电阻抗层析成像图像重建方法, 大大减少了未知量, 改善了图像质量。Song 等^[16]提出了一种空间自适应总变分正则化方法, 利用一种有效空间特征指标—差曲率来识别平面区域和边缘区域, 采用多种重构图像指标对重构结果进行了定量评价, 具有更好的鲁棒性, 提高了重建图像分辨率。近些年来发展比较好的神经网络算法^[17], 成像精度很高, 但需要大量的样本进行训练, 成像质量取决于测试样本情况, 增加了不确定性。

本文利用 EIT 对各向异性 CFRP 层合板进行结构损伤检测采用 L1/2 正则化算子, 运用 BADMM 迭代算法求解 EIT 逆问题, L1/2 正则子比 L1 正则子增加了一个自由度, 能更好的呈现出图像的稀疏梯度信息, 并具有更好的鲁棒性, BADMM 迭代算法是解决非凸复合问题有效的方法, 可以显著提高算法性能。为验证所提出方法的有效性, 在仿真实验中构建不同损伤类型 CFRP 层合板模型, 比较 L1/2 正则化与其他常见算法的图像重建结果, 同时, 利用实验室 EIT 系统开展实验进一步验证算法的有效性。

1 L1/2 正则化电阻抗成像算法

1.1 CFRP 电学特性

CFRP 层压板的每一层电导率均呈现出各向异性, 为便于实验分析, 在仿真模型中将每层设置为均匀连续的各向异性材料, 定义电导率张量为:

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_{11} & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{22} & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{33} \end{bmatrix}$$

式中: σ_{11} 为纤维方向电导率, σ_{22} 为垂直纤维方向电导率, σ_{33} 为层间电导率。

碳纤维复合材料的 0° 纤维方向电导率高, 90° 纤维方向的电导率较低, 因而具有较强的各向异性。CFRP 层合板的结构类型为正交 [0°/90°]4; 0° 纤维设置电导率 {40 000, 200, 200}, 90° 纤维电导率设置为 {200, 40 000, 200}, 介电常数设置为 10 S/m, CFRP 层合板模型如图 1 所示。



图 1 正交型 CFRP 层合板模型

1.2 EIT 模型

EIT 成像的正问题是场域施加某激励电流 I 求得目标场域内边界电压 V , 通过建立模型, 对模型进行有限元离散化得到正问题的观测模型为:

$$V = U(\sigma; I) = R(\sigma)I \quad (1)$$

式中: $U(\sigma; I)$ 是 σ 和 I 到 V 映射的正问题模型。 $V = R(\sigma)I$ 模型与电导率 σ 呈非线性关系, 与电流 I 呈线性关系。当电导率变化较小时可以看作是线性问题, 可以简化成线性方程为:

$$\delta U = U'(\sigma_0)\delta\sigma = J\delta\sigma \quad (2)$$

式中: $\delta\sigma \in R^{n \times 1}$ (n 为重建图像中的像素数) 是电导率变化量, $\delta U \in R^{m \times 1}$ (m 为测量值数量) 是材料电导率改变导致的边界电压改变量, $J \in R^{m \times n}$ 是灵敏度矩阵。在四端口网络中, 灵敏度矩阵可以表示为:

$$J_{dmk} = \frac{\partial V_{dm}}{\partial \sigma_k} = - \int_{\Omega_k} \nabla u(I^d) \cdot \nabla u(I^m) dV \quad (3)$$

式中: $u(I^d)$ 和 $u(I^m)$ 分别是 d 次和 m 次激励时场域 Ω_k 的电势分布。

1.3 L1/2 正则化算法

EIT 图像重建的目的是通过测量边界电压值来求取场域内电导率的分布。对于线性化 EIT, 因测量边界电压值的微小变化会导致求解出的场域内的电导率分布由很大变化, 导致求解过程很不稳定。正则化方法在一定程度上能够缓解病态问题, 因而被广泛应用于 EIT 图像重建中, 其正则化表达式为:

$$\min_{\delta\sigma \in R^n} \| J\delta\sigma - \delta U \|_2^2 + \lambda \| A\delta\sigma \|_0 \quad (4)$$

式中: λ 为正则化参数, 且 $\lambda > 0$; A 是差分矩阵, 且 $A \in R^{n \times (n-1)}$, 定义为 $A_{ij} = \begin{cases} 1, & j = i+1 \\ -1, & j = i \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$, 可以很明显地看

出, 差分矩阵的秩满行。

上述正则化方法实际上是一个 NP-hard 问题, 为克服这个困难, 将 0 范数放宽到 1 范数, 其 L1 正则化表达式为:

$$\begin{aligned} \min \{ & \| J\delta\sigma - \delta U \|_2^2 + \lambda \| y \|_1 \} \\ \text{s. t. } & \delta\sigma = y. \end{aligned} \quad (5)$$

式中: $\| \delta\sigma \|_1 = \sum_i |\delta\sigma_i|$ 代表 L1 范数, 将布雷格曼交替方向乘子法 (Bregman alternating direction method of multiplier, BADMM)⁻¹⁸⁻ 应用于上式中, 其中 $\phi(\delta\sigma) = \psi(\delta\sigma) = \mu \| \delta\sigma \|_1^2 / 2$ 。

$$\begin{aligned} y^{k+1} &= S(A\delta\sigma^k + p^k/\alpha; \lambda/\alpha) \\ \delta\sigma^{k+1} &= (2J^T J + \alpha A^T A + \mu I)^{-1} w^{k+1} \\ p^{k+1} &= p^k + \alpha (A\delta\sigma^{k+1} - By^{k+1}). \end{aligned} \quad (6)$$

式中: $w^{k+1} = \mu\delta\sigma^k + \alpha A^T y^{k+1} + 2J^T \delta U - A^T p^k$, $S(\cdot; \mu)$ 是软阈值算子。

考虑不同正则化算子特点, L2 正则化产生平滑解, L1 正则化产生的解更稀疏, 而 L^∞ 正则化的解不具有稀疏

性^[19-20],因此本文提出 L1/2 正则化算子改善求解。为了更加清晰的表述这个理论,假设源数据只有两个特征,用两个坐标轴分别表示这两个特征,对应损失函数等值线在坐标系中表现出来,由图 2 可知,L1/2 正则子比其他 3 个正则子非凸性更强,可获得最优稀疏解。

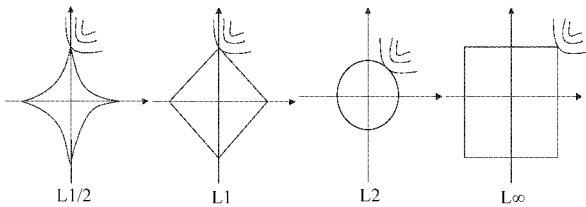


图 2 4 种范数求解稀疏性比较

为了克服 L1 正则化引起的缺点,采用 L1/2 范数代替 L1 范数,进而生成一个新的非凸复合问题,其 L1/2 正则化方法表述为:

$$\begin{aligned} \min \| J\delta\sigma - \delta U \|_2^2 + \lambda \| y \|^{1/2} \\ \text{s. t. } \Lambda\delta\sigma = y. \end{aligned} \quad (7)$$

将 BADMM 算法应用于上式,其中, $\phi(\delta\sigma) = \psi(\delta\sigma) = \mu \| \delta\sigma \|_2^2 / 2$ 。

$$\begin{aligned} y^{k+1} &= H(A\delta\sigma^k + p^k/\alpha; 2\lambda/\alpha) \\ \delta\sigma^{k+1} &= (2J^T J + \alpha A^T A + \mu I)^{-1} w^{k+1} \\ p^{k+1} &= p^k + \alpha(A\delta\sigma^{k+1} - By^{k+1}). \end{aligned} \quad (8)$$

式中: $w^{k+1} = \mu\delta\sigma^k + \alpha A^T y^{k+1} + 2J^T \delta U - A^T p^k$, $H(\cdot; \mu)$ 是半阈值算子,定义 $H(\cdot; \mu) = \{h_\mu(\delta\sigma_1), h_\mu(\delta\sigma_2), \dots, h_\mu(\delta\sigma_n)\}^T$,

$$h_\mu(\delta\sigma_i) = \begin{cases} \frac{2\delta\sigma_i}{3}(1 + \cos \frac{2}{3}(\pi - \phi(|\delta\sigma_i|))), & |\delta\sigma_i| > \frac{\sqrt{54}}{4}\mu^{\frac{2}{3}}; \\ 0, & h_\mu(\delta\sigma_i) = 0, \end{cases}$$

$$\varphi(\delta\sigma) = \arccos\left(\frac{\mu}{8}\left(\frac{|\delta\sigma|}{3}\right)^{3/2}\right).$$

2 仿真实验及结果分析

2.1 仿真实验设置

为了验证改进算法的有效性,本文利用有限元软件设置 8 层单层均匀的各向异性碳纤维复合材料层压板,采用 16 电极 EIT 传感器模型,激励测量模式为相邻激励相邻测量,EIT 传感器模型如图 3 所示。

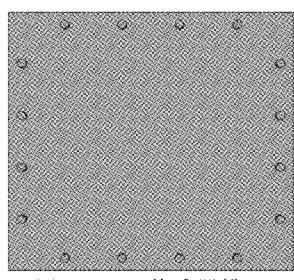


图 3 EIT 传感器模型

在仿真实验中,设置层压板的长和宽都为 100 mm,厚度为 0.4 mm,8 层层压板总厚度为 3.2 mm。碳纤维层合

板常见的损伤有冲击损伤、分层损伤和裂纹损伤等,根据 CFRP 常见损伤类型,构建 4 种损伤模型。其中,单冲击损伤模型是指在层压板中心设置一个半径为 5 mm,厚度为 3.2 mm 的圆柱体;分层损伤模型是指在层压板右下角部分设置一个半径为 5 mm,厚度为 0.8 mm 的圆柱体,发生在层 3~4;双冲击损伤模型是指在层压板表面一条对角线上设置 2 个半径为 5 mm,厚度为 3.2 mm 的圆柱体;裂纹损伤模型是指在层压板表面中心区域设置一个长 20 mm,宽 2 mm,厚度为 0.4 mm 的长方体,发生在层 7~8。4 种模型损伤位置的电导率设置为 $1 * 10^{-12} \text{ S/m}$ 。选取被测材料厚度方向中心层 XY 截面计算灵敏度矩阵 J 。建好模型之后对其进行有限元求解,并计算灵敏度矩阵,为了使图像重建结果更有对比性,选用了常见的共轭梯度算法(CGLS),Tikhonov 算法进行对照以及 FAST 算法求解的 L1 范数(L1),BADMM 迭代算法求解的 L1 范数(BL1)与 L1/2 范数(BL1/2)对模型进行图像重建。

2.2 图像重建结果

仿真实验图像重建结果如图 4 所示。

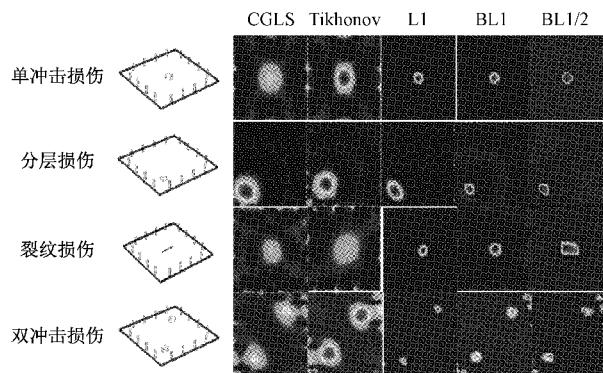


图 4 不同损伤在不同算法下仿真图像重建结果

为了定量评估重建图像与真实分布的相似程度,分别引入相关系数和相对误差 2 个指标对图像重建进行评价。相关系数(correlation coefficient, CORR)的计算式为:

$$C_{\text{CORR}} = \frac{\sum_{i=1}^m (\delta\sigma'_i - \bar{\delta\sigma'})(\delta\sigma_i^* - \bar{\delta\sigma}^*)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (\delta\sigma_i - \bar{\delta\sigma'})^2 \sum_{i=1}^n (\delta\sigma_i^* - \bar{\delta\sigma}^*)^2}} \quad (9)$$

图像误差(image relative error, IME)计算式为:

$$E_{\text{IME}} = \frac{\| \delta\sigma' - \delta\sigma^* \|}{\| \delta\sigma^* \|} \quad (10)$$

式中: $\delta\sigma^*$ 电导率的真实分布向量, $\bar{\delta\sigma}^*$ 为其平均值; $\delta\sigma'$ 为电导率的计算值向量, $\bar{\delta\sigma}'$ 为其平均值。利用相对误差对不同算法的收敛性以及重建图像的优劣进行评估。

加入评价指标后,CGLS、Tikhonov、L1、BL1 和 BL1/2 五种算法重建图像的相关系数值和相对误差值如表 1 和 2 所示。

表 1 不同损伤分布在不同算法下重建图像的相关系数值

模型	单冲击损伤	分层损伤	双冲击损伤
CGLS	0.444 0	0.502 9	0.220 3
Tikhonov	0.522 1	0.459 1	0.196 1
L1	0.952 8	0.766 7	0.240 6
BL1	0.973 1	0.903 4	0.243 1
BL1/2	0.998 9	0.936 1	0.256 6

表 2 不同损伤分布在不同算法下重建图像的相对误差值

模型	单冲击损伤	分层损伤	双冲击损伤
CGLS	0.758 9	0.833 9	0.982 7
Tikhonov	0.697 6	0.954 2	0.945 6
L1	0.538 1	0.615 0	0.794 2
BL1	0.502 3	0.546 8	0.716 3
BL1/2	0.458 3	0.494 5	0.639 2

在成像仿真实验中对测量数据施加高斯噪声, 即:

$$\text{Noise} = L \cdot \delta U \times \text{randn} \quad (11)$$

式中: L 为噪声水平; randn 为高斯分布的随机矩阵。将 $L=1\%$ 和 5% 的高斯随机噪声添加到边界测量电压中, 不同损伤在 1% 和 5% 噪声级通过不同算法重建图像结果如图 5、6 所示。

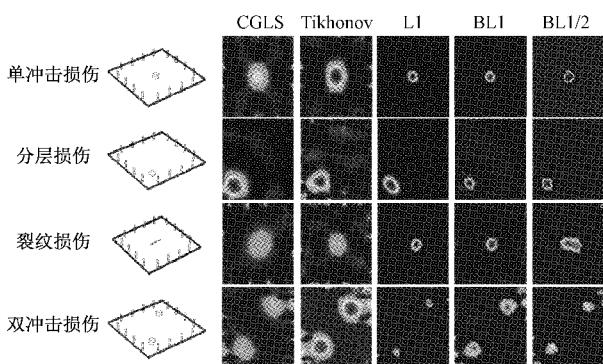
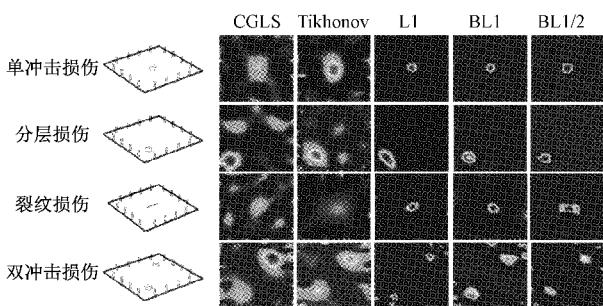
图 5 在 1% 噪声下 CFRP 层压板损伤仿真实验结果图 6 在 5% 噪声下 CFRP 层压板损伤仿真实验结果

表 3 和 4 分别表示 5 种算法在重建图像中混入 1% 高斯噪声干扰和 5% 高斯噪声干扰后其相关系数值和相对误差值的变化。

表 3 加入 1% 高斯噪声后不同损伤分布在不同算法下重建图像的相关系数值

模型	单冲击损伤	分层损伤	双冲击损伤
CGLS	0.432 4	0.498 4	0.210 1
Tikhonov	0.510 7	0.452 6	0.187 4
L1	0.945 0	0.746 2	0.231 2
BL1	0.968 6	0.888 6	0.234 5
BL1/2	0.978 1	0.925 2	0.245 1

表 4 加入 5% 高斯噪声后不同损伤分布在不同算法下重建图像的相关系数值

模型	单冲击损伤	分层损伤	双冲击损伤
CGLS	0.356 3	0.344 8	0.152 3
Tikhonov	0.455 9	0.359 8	0.143 9
L1	0.897 7	0.670 3	0.182 7
BL1	0.920 8	0.772 9	0.183 5
BL1/2	0.934 2	0.870 2	0.196 3

由于裂纹损伤的宽度设置过小, 逆问题网格尺寸相对较大, 无法对应网格坐标获取裂纹处电导率真实分布, 因而只有单冲击损伤, 分层损伤以及双冲击损伤进行相关系数的计算, 不同损伤分布在不同算法下重建结果如图 4 所示。由图 4 可知, 运用稀疏正则化方法的图像重建结果要优于传统算法 CGLS 和 Tikhonov 正则化方法, 对于冲击损伤和分层损伤, CGLS 和 Tikhonov 正则化方法能大概反映出损伤所在位置, 但并不能准确反映出损伤的大小且重建图像存在较多伪影。对于裂纹损伤, CGLS 和 Tikhonov 正则化方法在位置和大小的估计上均存在较大误差, L1 及 BL1 的图像重建结果能凸显出裂纹损伤的位置, 但是图像形状与实际所设不符, BL1/2 在位置和形状大小上相较于前几种图像重建的结果, 更接近真实损伤。由表可知, BL1/2 的相关系数值最高, 相对误差值最低, 因而是这几种算法中的最优算法。

如图 5、6 所示, 在测量数据中混入 1% 和 5% 噪声后, CGLS 和 Tikhonov 正则化方法的图像重建结果伪影明显增多, 图像变得更加模糊, 成像形状的轮廓和区域均变大, L1、BL1 以及 BL1/2 的重建结果的伪影几乎没有增加, 成像结果的轮廓和区域没有明显变化。根据比较加入噪声之后的相关系数值来看, 随着噪声的加大, BL1/2 稀疏正则化方法的数据变化量比其他算法的变化量要小, 抗扰动的能力更强, 具有更好的鲁棒性。

3 实验验证

3.1 EIT 实验系统

实验中, 选用正交型碳纤维层合板进行损伤检测, 层合板的长和宽为 10 cm, 厚度为 0.3 cm。整套 EIT 测试系统实验设备如图 7 所示。硬件设备主要包括多功能开关测量

单元 34980 A、电流源 6221、电枢矩阵开关 34932、接线端子模块 34932 T 及工作站 HPZ238。使用 QT 编写的上位机程序通过 LAN 口与多功能开关测量单元实现对电极间电压的自动测量。测试实验时,选择两个相邻的电极进行电流的激励和电压的测量,激励电流由电流源 6221 提供,大小为 100 mA。一次激励可以获取 13 个电压观测数据,共测 16 次,完成全部测量时可以获得 208 电压观测数据,实验原理图和搭建的硬件测试系统如图 7、8 所示。

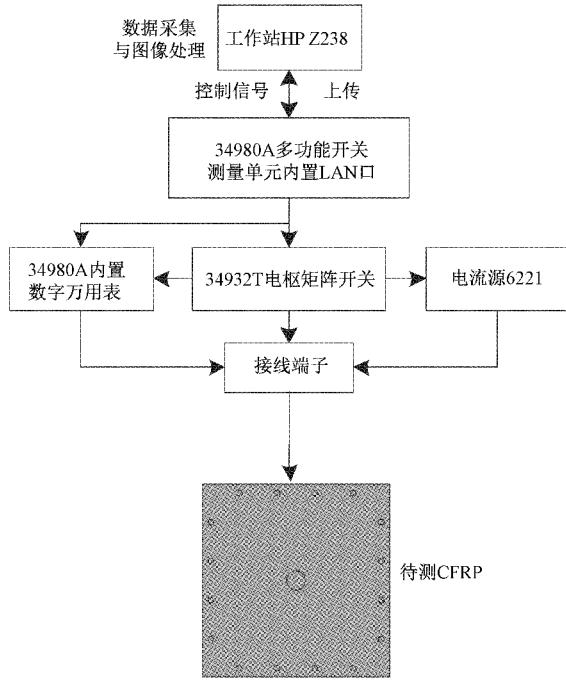


图 7 实验原理图



图 8 EIT 硬件测试系统及被测碳纤维层合板

3.2 实验结果

实验 CFRP 层合板的损伤重建图像如图 9 所示。CGLS 和 Tikhonov 两种算法能大致反映出 3 种冲击损伤所在的位置,但并不能真实反映出损伤面积大小且周围有较多图像重建伪影,成像质量和效果不佳,L1 正则化、用 BADMM 算法求解的 L1 范数以及 L1/2 范数这 3 种方法的重建图像伪影几乎没有,位置大小要明显优于 CGLS 和

Tikhonov、L1、BL1 和 BL1/2 这 3 种算法比较来看,BL1/2 正则化方法更与真实损伤相类似,因而 BL1/2 正则化方法较优。

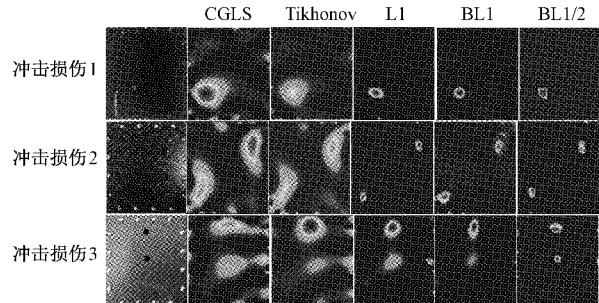


图 9 损伤样品在不同图像重建算法下的图像重建结果

4 结 论

本文通过仿真和实验研究,分析了运用 BADMM 迭代算法求解的 L1/2 正则化方法对碳纤维复合材料结构健康监测的可行性和有效性,仿真及实验结果表明:该方法相较于其他常规的正则化方法产生更精确的稀疏解,基于 BADMM 迭代算法更适用于解决非凸优化问题,使得在求解 EIT 逆问题时产生了更优解,减少了重建图像的伪影,有效提高了图像相关系数,降低了图像相对误差。在不同噪声水平下,BL1/2 算法在图像伪影,相关系数以及相对误差变化率上更小,展现出优于其他算法的稳定性,具有更强的抗鲁棒性能,有效抑制了噪声。

参考文献

- [1] 邹达懿,王鹏飞.复合材料平尾有限元建模方法研究[J].国外电子测量技术,2012,31(7):24-27.
- [2] 何长川,梁伟,杨乃宾.新一代大型客机复合材料结构一体化设计的若干特点[J].中国管理信息化,2017,20(4):139-141.
- [3] 范文茹,雷建,董玉珊,等.基于四电极法的 CFRP 结构损伤检测研究[J].仪器仪表学报,2017,38(4):961-968.
- [4] 王喆,杨辰龙,周晓军,等.基于超声背散射信号递归定量分析的 CFRP 局部孔隙缺陷识别方法[J].振动与冲击,2019,38(21):229-235.
- [5] 朱倩,裘进浩,张超,等.双层层压材料中激光超声检测方法的应用[J].激光与光电子学进展,2016,53(3):126-133.
- [6] DILONARDO E, NACUCCHI M, DE PASCALIS F, et al. High resolution X-ray computed tomography: A versatile non-destructive tool to characterize CFRP-based aircraft composite elements [J]. Composites Science and Technology, 2020, 192: 108093.
- [7] SCHILLING P J, KAREDLA B R, TATIPARTHI A K, et al. X-ray computed microtomography of internal damage in fiber reinforced polymer matrix composites[J].

- Composites Science and Technology, 2005, 65 (14): 2071-2078.
- [8] 王强,胡秋平,邱金星,等.航空复合材料内部缺陷差动式激光红外热成像检测[J].红外与激光工程,2019,48(5):127-133.
- [9] 郭兴旺,吕珍霞,高功臣.CFRP 层压板脉冲热像检测的图像重建与增强[J].红外技术,2006(5):299-305.
- [10] 任吉林,曾亮,张丽攀,等.碳纤维复合材料涂层厚度涡流法测量的研究[J].仪器仪表学报,2011,32(12):2662-2668.
- [11] ALMUHAMMADI K, BERA T K, LUBINESU G. Electrical impedance spectroscopy for measuring the impedance response of carbon-fiber-reinforced polymer composite laminates[J]. Composite Structures, 2017, 168: 510-521.
- [12] ZARAFSHANI A, CHATWIN C, BACH T, et al. Using planar electrical impedance tomography as a structural health monitoring method to detect and evaluate the damage to CFRP composite[C]. National Aerospace and Electronics Conference, 2016: 74-79.
- [13] TALLMAN T N, GUNGOR S, WANG K W, et al. Damage detection and conductivity evolution in carbon nanofiber epoxy via electrical impedance tomography[J]. Smart Materials and Structures, 2014, 23(4): 045034.
- [14] SELVAKUMARAN L, LONG Q, PRUDHOMME S, et al. On the detectability of transverse cracks in laminated composites using electrical potential change measurements[J]. Composite Structures, 2015, 121: 237-246.
- [15] LIU D, SMUL D, DU J. A parametric level set-based approach to difference imaging in electrical impedance tomography [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2019, 37(2):151-160.
- [16] SONG X, XU Y, DONG F. A spatially adaptive total variation regularization method for electrical resistance tomography[J]. Measurement Science & Technology, 2015, 26(12):125401.
- [17] 吴阳,刘凯,陈柏,等.自适应粒子群优化算法优化径向基函数神经网络用于电阻抗成像图像重建[J].仪器仪表学报,2020,41(6):240-249.
- [18] WANG F, CAO W, XU Z. Convergence of multi-block Bregman ADMM for nonconvex composite problems[J]. Science China Information Sciences, 2018, 61(12):122101.
- [19] XU Z B, ZHANG H, WANG Y, et al. L1/2 regularization[J]. Science China Information Science, 2010, 53(6):1159-1169.
- [20] 张海,王尧,常象宇,等.L1/2 正则化[J].中国科学:信息科学,2010,40(3):412-422.

作者简介

范文茹,博士,副教授,主要研究方向为电学检测技术。

E-mail:wenrufan@hotmail.com

么雪飞,硕士,主要研究方向为电学检测技术。

E-mail:1798660082@qq.com