

基于RPCA-FFT的复合材料冲击损伤缺陷成像

叶振宇, 吴伟
(南昌航空大学, 江西 南昌 330063)

摘要:针对传统锁相热成像缺陷特征提取算法存在对比度较低和小缺陷易丢失问题,提出了基于鲁棒主成分分析(RPCA)与FFT相结合的缺陷检测算法,并用非精确增广拉格朗日乘子法(IALM)求解RPCA模型。将原始红外热波序列向量化为二维矩阵,通过RPCA将数据分解成两部分:近似提取非均匀背景的低秩矩阵,反映缺陷信息的稀疏矩阵,对得到的稀疏矩阵使用FFT求得去除非均匀背景的幅度与相位图,针对求解RPCA模型时IALM需人为引入初始值,影响优化结果等问题,使用暴龙优化算法(TROA),选取信杂比增益和背景抑制因子构建适应度函数,对初始平衡参数和惩罚因子进行优化。实验结果表明,该算法所得图像对比突出、小缺陷信息明显,客观评价指标优于其他算法,其中熵值有了大幅度的减小,有效抑制热波图像非均匀背景。

关键词:锁相热成像;红外图像序列;鲁棒主成分分析;暴龙优化算法;缺陷检测

中图分类号:TN219;TP391.4 **文献标识码:**A **DOI:**10.3969/j.issn.1001-5078.2024.08.013

RPCA-FFT based imaging of impact damage defects in composite materials

YE Zhen-yu, WU Wei
(Nanchang Aviation University, Nanchang 330063, China)

Abstract: Aiming at the problems of low contrast and easy loss of small defects in the traditional phase-locked thermal imaging defect feature extraction algorithm, a defect detection algorithm based on the combination of robust principal component analysis (RPCA) and FFT is proposed, and the RPCA model is solved by the inexact augmented Lagrange multiplier method (IALM). The original infrared thermal wave sequence vector is transformed into a two-dimensional matrix, and the data is decomposed into two parts by RPCA. The low-rank matrix that approximates the extraction of the non-uniform background, and the sparse matrix that reflects the defective information, and the magnitude and phase maps of the non-uniform background are obtained by using the FFT on the obtained sparse matrix, which is aimed at the problem that IALM needs to artificially introduce the initial value to solve the RPCA model, which affects the optimization results. Tyrannosaurus optimization algorithm (TROA) is used to construct the fitness function by selecting the signal-to-heterodyne gain and the background suppression factor, and to optimize the initial equilibrium parameters and the penalty factor. The experimental results show that the image obtained by this algorithm has outstanding contrast, obvious information of small defects, and better objective evaluation indexes than other algorithms, in which the entropy value has been greatly reduced, effectively suppressing the non-uniform background of the heat wave image.

Keywords: phase-locked thermography; infrared image sequences; robust principal component analysis; Tyrannosaurus optimization algorithm; defect detection

1 引言

对于在役飞机而言,鸟击、冰雹冲击、维修工具撞击等都容易导致复合材料构件内部产生损伤,这些往往会导致结构强度和力学性能降低,造成严重的安全隐患^[1]。因此,对航空复合材料冲击损伤状况进行检测和评估十分重要。

与超声C扫、X射线和磁粉检测等相比,红外热成像(IRT)已作为一种无损检测技术用于复合材料的缺陷检测,该技术具有检测速度快、非接触性、单次检测面积大及安全可靠等优点^[2]。根据激励信号的不同可分为脉冲热成像(PT)、锁相热成像(LT)、脉冲相位热成像(PPT)、调频热波成像(FMTWI)等^[3]。其中,锁相热成像是记录的热波序列进行处理,且该成像不受加热不均匀的影响,受到广泛的关注和应用。

然而红外热像仪在成像过程中容易受到焦平面探测器噪声、分辨率、环境温度的影响,通常红外图像呈现出缺陷信息不明显和对比度不高的现象^[4],锁相热成像常用的特征提取算法有四点相关法(FPCM)、快速傅里叶变换法(FFT)、主成分分析法(PCA)、独立主成分分析法(ICA)和相关系数法(CA)^[5-9]等。Ranjit等人采用锁相热成像对飞机蜂窝结构渗水情况进行检测,对比FPCM、FFT和PCA三种算法的处理结果,结果表明PCA能明显提高图像对比度^[10]。袁丽华等人采用ICA对热图序列进行处理,依据评价指标选取合适的区间提取特征图像,验证ICA算法在复材冲击损伤缺陷的热图序列特征图像选取的可行性^[11]。近年来低秩稀疏分解理论(LRSD)被用于红外热图像处理中,该理论认为红外图像可以看作是低秩矩阵和稀疏矩阵的组合,Yan等人在该理论的基础上,对脉冲热成像得到的红外热图序列进行稀疏分解,后通过热图像重构技术得到新的红外图像,并且所得图像质量优于传统的热波图像处理方法^[12-13]。

根据上述研究可知,对热波序列的处理和算法的改进是锁相热成像技术的核心,直接决定缺陷的识别能力和准确度。目前锁相热波序列处理算法中,FPCM和FFT需要处理大量的数据,并且对缺陷的检测和识别能力有限,成像质量不高,PCA和ICA算法虽然对红外图像的成像质量有着明显增强,但

PCA与ICA算法提取的都不是相位与幅值的信息,并且PCA易受数据中奇异值的影响,难以有效提取损伤引起的空间形变特征^[14]。鉴于此,通过对热波图像序列的时域和低秩稀疏性分析,提出一种基于RPCA与FFT相结合的缺陷检测算法,提升锁相热成像缺陷特征提取算法的对比度和缺陷识别能力。

2 RPCA理论与求解算法优化

2.1 RPCA理论

RPCA是低秩矩阵恢复模型的一种,给定一个图像矩阵 $M \in R^{m \times n}$,且 $M = L + E$,其中 L 是低秩矩阵,表示图像背景, E 是稀疏矩阵,表示缺陷部分。则RPCA的表达式为:

$$\min_{L,E} \text{rank}(L) + \lambda \|E\|_0, \text{ s. t. } M = L + E \quad (1)$$

式中,目标函数为矩阵 L 的秩和 E 的零范数的函数; λ 表示权重因子。采用矩阵的核范数来近似矩阵的秩,用矩阵的 $L1$ 范数来近似 $L0$ 范数。则上式可以变换为:

$$\min_{L,E} \|L\|_* + \lambda \|E\|_1, \text{ s. t. } M = L + E \quad (2)$$

式中, $\|L\|_* = \sum_{i=1}^m \delta_i(L)$ 表示矩阵 L 的核范数; $\delta_i(L)$ 表示矩阵 L 的第 i 个奇异值; $\|E\|_1 = \sum_{ij} |E_{ij}|$ 表示矩阵 E 中所有元素绝对值的和。

其增广拉格朗日函数为:

$$L(L_0, E_0, Y, \mu) = \|L_0\|_* + \lambda \|E_0\|_1 + (Y, M - L_0 - E_0) + \frac{\mu}{2} \|M - L_0 - E_0\|_F^2 \quad (3)$$

式中, μ 为惩罚因子; Y 为对偶残差变量。利用替代更新的方式,即首先通过最小化增广拉格朗日函数来获得低秩矩阵,然后更新对应的稀疏矩阵,最后求得 Y 和,但当惩罚因子较大时,该算法计算的奇异值较多,使其算法的收敛速度变慢,因此引入非精确增广拉格朗日乘法(IALM)求解RPCA问题,该算法不需对参数进行精确求解,可大大减小运算量,加快收敛速度,下式为使用IALM算法求解对应的低秩和稀疏矩阵。

更新 L_0 :

$$\begin{aligned} & \arg \min_{L_0} \|L_0\|_* + \frac{\mu}{2} \|M - L_0 - E_0 + \mu^{-1} Y\|_F^2 \\ & = D_{\mu^{-1}}(M - E_0 + \mu^{-1} Y) \end{aligned} \quad (4)$$

更新 E_0 :

$$\begin{aligned} & \arg \min_{E_0} \lambda \|E_0\|_1 + \frac{\mu}{2} \|M - L_0 - E_0 + \mu^{-1}Y\|_F^2 \\ & = S_{\mu^{-1}\lambda}(M - E_0 + \mu^{-1}Y) \end{aligned} \quad (5)$$

多次迭代直到收敛,其中公式(4)中 $D_{\mu^{-1}}$ 为矩阵软阈值算子,公式(5)中 $S_{\mu^{-1}\lambda}$ 为指定阈值下的收缩算子,分别定义为:

$$D_{\tau}(X) = US_{\tau}(\Sigma)V^T \quad (6)$$

$$S_{\tau}(X) = \begin{cases} x - \tau, & x > \tau; \\ x + \tau, & x < -\tau; \\ 0, & \text{其他。} \end{cases} \quad (7)$$

式中, U 和 V 为矩阵 X 的 SVD 左右正交矩阵; Σ 为 SVD 的特征值 σ_i 组成的对角阵。图 1 为 RPCA 算法的流程图。

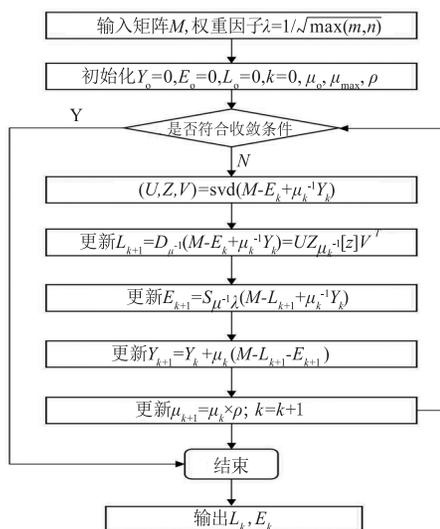


图1 IALM-RPCA 算法流程图

Fig. 1 IALM-RPCA algorithm flowchart

2.2 基于暴龙优化算法的参数寻优

初始参数的选择在算法求解过程中是一个十分重要的步骤,在大多数情况下,使用者一般依据文献或者自身经验手动进行参数调整,这样无法保证求解结果是最佳的。显然,非精确增广拉格朗日求解方法存在低秩项与稀疏项的平衡参数和初始的惩罚因子设置的不确定性,在实际应用中很难在迭代的初始阶段便能选取合适参数,而往往通过经验选取初始值,比如将平衡参数设置为 $\lambda = 1/\sqrt{\max(m,n)}$,其中 m 、 n 分别为矩阵的行和列,惩罚因子 $\mu = \frac{mn}{4\|M\|_1}$,但这些根据经验选取参数的初始值并不适用于所有情况,对于平衡参

数 λ 来说,取值的不同对应用背景和实验目的有着不同的影响,一般来说, λ 取值越小背景部分(低秩矩阵)越清晰,而为了得到更清晰的缺陷图片(稀疏矩阵),可以将 λ 的取值大一些,对于惩罚因子 μ 来说,取值过大会导致求解得到的低秩项变模糊,并且拉格朗日乘子和惩罚因子有着数学关联,因此初始参数选取不当会影响迭代过程,甚至出现不收敛的情况,影响运算精度。为了解决上述问题,采用暴龙优化算法(TROA)对初始平衡参数以及惩罚因子进行初始值优化。

2.2.1 暴龙优化算法

TROA 是一种新的元启发式算法,算法通过模拟暴龙的狩猎行为来更新优化问题,以寻求更好的解决方案,TROA 在收敛速度和性能的稳定性上与其他优化算法相比有较强的竞争力^[15]。

首先初始化一个暴龙群体,并且通过计算确定搜索空间的上下限,随机生成搜索空间中的猎物数量,如等式:

$$X_i = \text{rand}(np, dim) \cdot (ub - lb) + lb \quad (8)$$

式中, X 为猎物位置,其中, n 为维数, np 为种群数, dim 为搜索空间的维数, ub 为上限, lb 为下限。

当暴龙看到离它最近的猎物时,它就会试图捕猎,猎物为了保护自己不狩猎,会采取逃跑行为,因此捕猎过程包括追逐和捕捉行为,且狩猎是随机的,如公式:

$$X_{\text{new}} = \begin{cases} x_{\text{new}}, & \text{if } \text{rand}() < Er \\ \text{Random}, & \text{else} \end{cases} \quad (9)$$

其中, Er 是到达猎物的可能性; x_{new} 为猎物更新位置,如公式:

$$x_{\text{new}} = x + \text{rand}() \cdot sr \cdot (tpos \cdot tr - target \cdot pr) \quad (10)$$

式中, sr 为狩猎成功率,介于 $[0, 1]$ 之间,如果成功率为 0,则表示猎物逃脱,捕猎失败,必须相应的更新猎物位置,目标是猎物到暴龙的最小位置。 tr 表示暴龙的奔跑速度; pr 表示猎物的奔跑速度,这里假设猎物的奔跑速度小于暴龙的奔跑速度。

选取过程取决于猎物的位置,即目标猎物的当前位置和之前的位置。如果暴龙不能捕猎或者猎物逃跑保护自己不被狩猎,猎物的位置即变为 0,上述过程是通过比较适应度函数来实现,具体过程如

公式:

$$X_i^{k+1} = \begin{cases} \text{更新位置, if } C(x) < C(x_{\text{new}}) \\ 0, \text{ otherwise} \end{cases} \quad (11)$$

式中, $C(x)$ 为初始随机猎物位置的适应度值; $C(x_{\text{new}})$ 为更新后猎物位置的适应度值。

2.2.2 适应度函数

优化算法的最终目的是为了选取最优初始值,使非精确增广拉格朗日算法求解 RPCA 问题得到的稀疏矩阵重构图像质量更高、效果更好,因此适应度函数在初始值优化过程中起着非常重要的作用,根据红外图像的特性,选取信杂比增益和背景抑制因子构建综合评价指标,其计算公式为:

$$C = \alpha \cdot \text{SCRG} + (1 - \alpha) \cdot \text{BSF} \quad (12)$$

其中, α 表示两个评价指标的重要性,取值范围为 $[0,1]$; SCRG 表示信杂比增益,定义为结果图像和原始图像信杂比的比值,公式为:

$$\text{SCRG} = \frac{\text{SCR}_{\text{out}}}{\text{SCR}_{\text{in}}} \quad (13)$$

$$\text{SCR} = \frac{|\mu_i - \mu_b|}{\sigma_b} \quad (14)$$

公式(13)中, SCR_{in} 、 SCR_{out} 分别表示原始图像和重构图像的信杂比;公式(14)中 μ_i 表示缺陷的平均像素值; μ_b 表示缺陷周围背景的像素平均值; σ_b 表示图像的标准差。

另外,BSF 为背景抑制因子,定义为原始图像和结果图像标准差的比值,公式为:

$$\text{BSF} = \frac{\sigma_{\text{in}}}{\sigma_{\text{out}}} \quad (15)$$

式中, σ_{in} 和 σ_{out} 分别表示原始图像和重构图像的标准差。

通过计算 SCRGR 指标的评估,可以判断算法对红外图像中真实缺陷的增强能力,而 BSF 指标可以检验对背景的抑制能力,上述两个指标计算的值结果越大,说明算法相应的功能越强大,因此将这两个指标融合可以更好的找到使用非精确增广拉格朗日法求解 RPCA 问题的初始输入值。

则暴龙优化算法的适应度函数为:

$$C = \max \{ C_1, C_2, \dots, C_i, \dots, C_k \} \quad (16)$$

$$\text{s. t.} \begin{cases} \lambda_{\min} \leq \lambda \leq \lambda_{\max} \\ \mu_{\min} \leq \mu \leq \mu_{\max} \end{cases} \quad (17)$$

最终目标是求得全局最大综合评价指标值对应的平衡参数和惩罚因子。图 2 为 TROA 流程图。

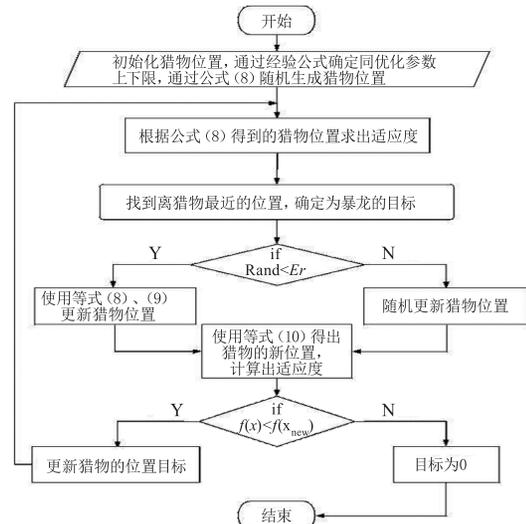


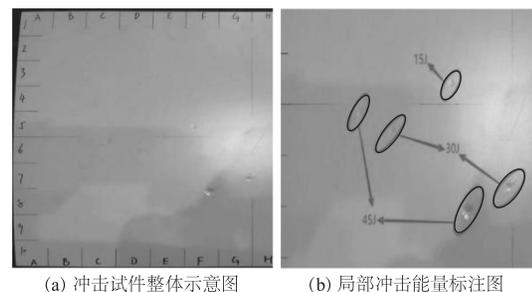
图 2 TROA 流程图

Fig. 2 TROA flowchart

3 锁相热成像无损检测试验

3.1 冲击损伤试件

冲击试验用的试验件为某航空飞机复材舱门工艺研发的工艺试验件,主要材料为 T800 复合材料,试块尺寸为 $600 \text{ mm} \times 400 \text{ mm} \times 4.0 \text{ mm}$ 。冲击试验参照 ASTM D7136 标准,使用冲击损伤枪代替落锤进行损伤引入,冲击采用半球形金属冲头,冲头直径为 16 mm ,在试验过程中,通过调节冲击损伤枪的气压值来控制冲击能量,当气压值设定为 1630 mbar 、 2260 mbar 和 4600 mbar 时,冲击能量平均为 15 J 、 30 J 和 45 J ,实际冲击能量相差不大于 1 J 。冲击后的试件如图 3 所示,其中图(a)为冲击后试件的整体示意图,图(b)为标注的冲击点具体冲击能量。



(a) 冲击试件整体示意图

(b) 局部冲击能量标注图

图 3 冲击试件图

Fig. 3 Impact specimen diagram

3.2 热波图像序列采集系统

热波图像序列采集系统主要由激励源、红外热像仪、锁相系统和图像处理与控制系统构成。该采

集系统结构示意图如图4所示。

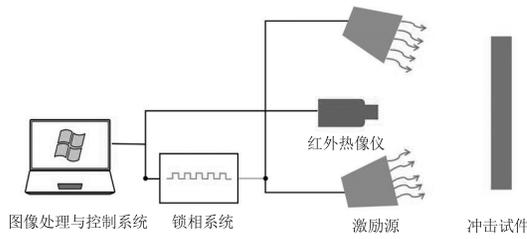


图4 采集系统结构示意图

Fig.4 Schematic diagram of the acquisition system structure

对冲击试件进行锁相热成像检测,主要试验参数设置如下:热像仪选择了远红外波段非制冷热像仪,其帧频为30 Hz,分辨率为640×512,光谱响应范围为7.5~13.5 μm,采用锁相周期为5个,激励功率为1600 W,锁相频率为0.1 Hz,因此采集得到的热波图像帧数为1500帧。图5为采集得到的热波序列代表时刻图像。

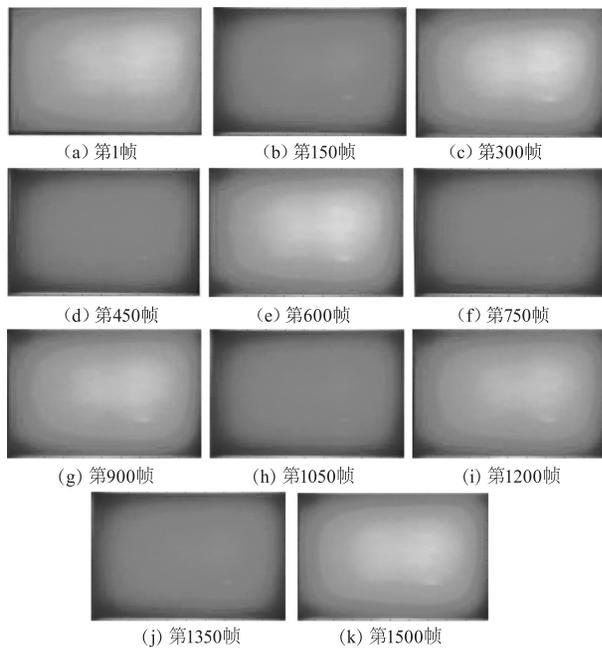


图5 冲击损伤试件热波序列图像代表帧图

Fig.5 Representative frame diagram of thermal wave sequence images of impact damaged specimens

4 基于RPCA的热波图像数据分析

4.1 热波图像预处理

锁相热成像检测技术利用按照一定功率函数变化的热流来加热待检测的材料表面,热波传导过程中若遇到缺陷,则缺陷处的表面温度序列相比较于正常区域的相位会发生改变。常用的热功率函数表达式为:

$$p = A_m \frac{1 - \cos(2\pi ft)}{2} \quad (18)$$

式中, p 为加热功率; A_m 为功率幅值; f 为调制频率。图6为特定频率的激励源下通过红外热像仪采集到的多帧热波图像,从整个过程上来看是一个三维的张量热图像序列,如图(a)所示,图(b)为试件表面上某一点的温度变化,温度在上升的同时,伴随着与激励源相同频率的温度波动。

图像预处理对后续的分析工作产生极大地影响,针对实际采集到的热波图像序列,主要的预处理为降噪和消除趋势项,分别用Savitzky-Golay滤波器和最小二乘法进行降噪和消趋势项处理,其中Savitzky-Golay滤波器是直接对时域的数据进行平滑滤波,主要用于对数据的平滑去噪,而热波信号的趋势项是含有时间常数的,采用最小二乘法处理能得到较好效果,处理后所得结果如图7所示。

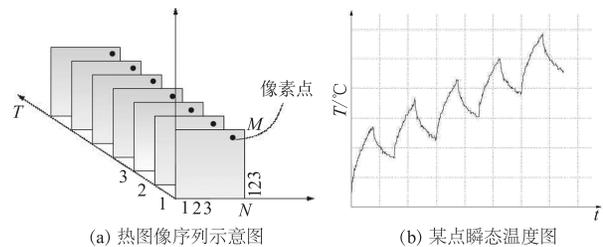


图6 热波图像

Fig.6 Thermal images

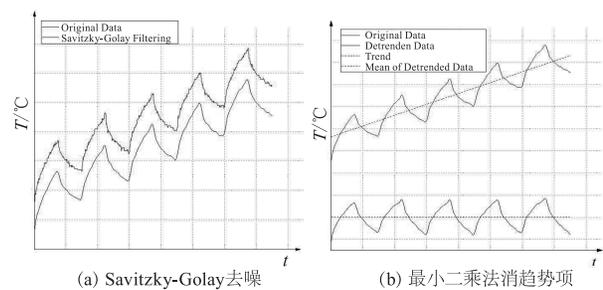


图7 图像处理结果

Fig.7 Images preprocessing results

4.2 热波图像序列的向量化

虽然图像预处理消除了热波数据中包含的一些噪声,但只利用到时域上信息处理,使用RPCA对热波图像中的数据进一步分解,以便利用空间信息进一步增强全局区域与缺陷之间的对比度。

由上述的RPCA理论可知,RPCA主要针对的是二维矩阵,对于上述处理后的图像序列,每一帧的

图像可以用 $m \times n$ 的二维矩阵如公式(19)所示,加上时间分量就是三维数据矩阵,因此使用 RPCA 处理图像序列的前提就是将三维矩阵转换为二维矩阵。具体策略为将图像序列的每一帧 $m \times n$ 表示的二维图像都向量化转换为 $mn \times 1$ 的一维矩阵如公式(20)所示,再转置按照行排列得到一个新的二维矩阵 Q ,从而 Q 中的第 i 行对应的即为向量化的第 i 帧热波图像。

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{m1} & x_{m2} & \cdots & x_{mn} \end{bmatrix} \quad (19)$$

$$X = [x_{11}, x_{12}, \cdots, x_{1n}, x_{21}, x_{22}, \cdots, x_{2n}, \cdots, x_{m1}, x_{m2}, \cdots, x_{mn}]^T \quad (20)$$

$$Q = [X_1, X_2, \cdots, X_l] \quad (21)$$

如上所示,热波图像数据矩阵 X 由两部分组成: L 表示的非均匀背景, E 表示的缺陷信号,即:

$$Q = L + E \quad (22)$$

假设代表缺陷的像素数小于完整区域对应的像素数是合理的,因此, E 即为稀疏矩阵,该矩阵数据大部分项为零,剩余的非零项则表示的是缺陷信息,此外,每帧热波图像所包含的背景都具有近似相关的相关结构,由于缺陷信息只包含在 E 中,尽管受到噪声和非均匀背景 L 的影响,但热波图像序列数据分析问题等价于从 Q 中估计稀疏矩阵 E 。

4.3 基于暴龙优化算法的 IALM 参数寻优

为寻求 IALM 的最优初始值,选取 150 帧红外热波序列,经过预处理和向量化得到一个 327680×150 的二维矩阵,通过经验公式,确定平衡参数和惩罚因子的上下限分别为 $(0.005, 0.01)$ 和 $(0.0005, 0.01)$,设置最大迭代次数为 50,种群规模为 10,暴龙奔跑率 tr 为 0.3,猎物奔跑率 sr 为 0.25,捕捉成功率 pr 为 0.8,确定适应度函数中的信杂比增益和背景抑制因子的权重为 0.5。

通过多次迭代和计算,得到优化算法的迭代曲线如图 8 所示,从中可以看出,当迭代到 32 次时,已经达到最佳目标值 3.6606,此时得到最优初始参数 (λ, μ) 为 $(0.0086, 0.0079)$ 。

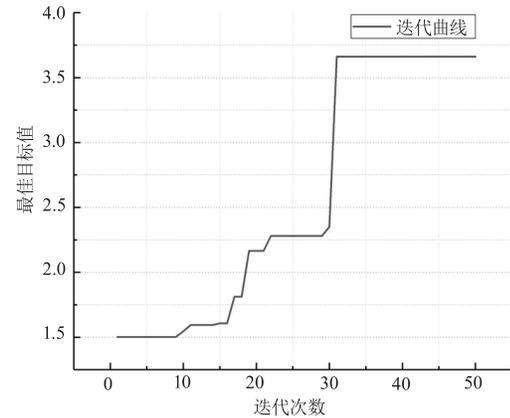


图 8 TROA 迭代曲线图

Fig. 8 TROA iteration curve

4.4 基于 RPCA-FFT 的热波图像序列分解与重建

由上述的试验参数设置可知,热像仪共记录了 1500 帧热波图像,经过向量化得到一个 327680×1500 的二维矩阵,使用最优初始参数的 IALM 求解 RPCA 模型,得到低秩矩阵 L 和稀疏矩阵 E ,对得到的稀疏矩阵进行图像重构,得到缺陷信息图像序列,采用 FFT 对图像序列进行处理,最终得到缺陷信息的相位和幅度图,其缺陷信息图像序列的傅立叶变换公式为:

$$Y_k(x, y) = \sum_{n=0}^{N-1} \left[y_n(x, y) \exp\left(-j \frac{2\pi Kn}{N}\right) \right] \quad (K = 0, 1, \cdots, N-1) \quad (23)$$

式中: $y_n(x, y)$ 为缺陷图像序列; $Y_k(x, y)$ 为缺陷图像序列的傅里叶变换。

为了提取锁相频信号下的幅度与相位信息, K 通过以下公式得出:

$$K = \left\lceil \left(\frac{N}{\left(\frac{f_s}{f_e} \right)} \right) \right\rceil + 1 \quad (24)$$

式中, f_s 为采样频率; f_e 为加载频率。

因此幅度 A 的计算公式为:

$$A = \sqrt{[\operatorname{Re}(Y_k(x, y))]^2 + [\operatorname{Im}(Y_k(x, y))]^2} \quad (25)$$

相位的计算公式为:

$$\phi = \arctan\left(\frac{\operatorname{Im}(Y_k(x, y))}{\operatorname{Re}(Y_k(x, y))}\right) \quad (26)$$

图 9 即为基于 RPCA-FFT 的红外热波图像序列数据处理方法框架。

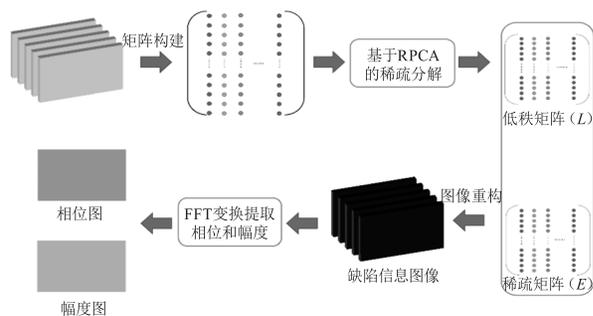


图9 基于RPCA-FFT的红外热波图像
序列数据处理方法框架

Fig. 9 Framework of infrared thermal wave image
sequence data processing method based on RPCA-FFT

5 实验结果及分析

在采取RPCA-FFT对热波序列进行处理之前,先使用传统的FPCM、FFT和CA三种数据处理方法对该序列进行处理成像,为了能够使热波图像中的微小缺陷更易于被人眼识别,对得到的灰度图像采用伪彩色方法将信息投影到彩色图像上,并且进行一定程度上的亮度调整得到图10三种数据处理方法的成像示意图,为了使显示结果更为直观,剔除试件四周用黑色记号笔标记的边缘区域,得到各种成像图的三维分布。

从成像结果图与三维分布图中可以看出,这三种方法在一定程度上都可以消除大部分的非均匀背景,使用FPCM成像时,可以识别出使用45 J冲击能量对试件造成的缺陷,并且其相位图可以看出模糊的30 J冲击能量造成的缺陷,而对于15 J冲击能量造成的缺陷则无法识别出来,其相位图三维分布也只能勉强看出30 J冲击能量造成的缺陷,但可以看出该算法对噪声的抑制能力较好;使用FFT成像时,可以看出只能识别45 J冲击能量造成的缺陷,其他冲击能量造成的缺陷则无法看出,而从三维分布图中可以看出,该方法所得的幅度图噪声较多,缺陷显示不明显,相位图效果较好,噪声抑制效果较幅度图效果好;使用CA成像时,从成像图中可以识别出45 J和30 J冲击能量造成的缺陷,并且其相位图相比较幅度图,其缺陷轮廓的细节信息更加明显,成像效果更好,从三维分布可以看出,该成像算法的相位图的缺陷更加突出,能够显示45 J和30 J冲击能量造成的缺陷。这三种方法虽然在一定程度上可以突出目标信息,并且消除部分的背景杂波和噪声,但无法检测出15 J冲击能量

对试件造成的缺陷,从而产生漏检的情况。

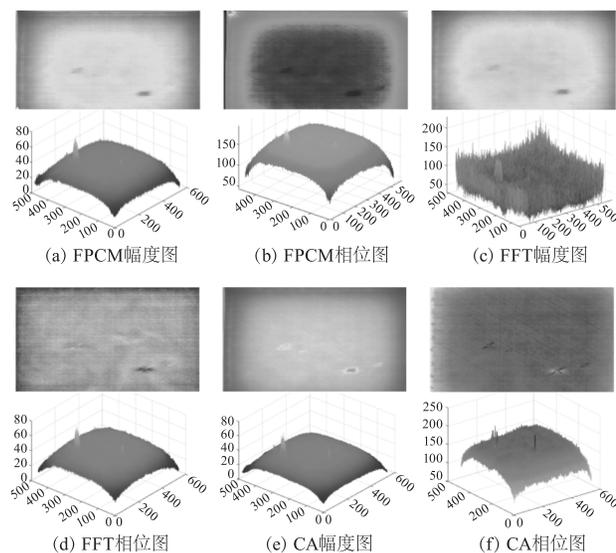


图10 传统数据处理方法成像图及其相应的三维分布

Fig. 10 Traditional data processing method imaging image and its
corresponding three-dimensional distribution

然后,将所提出的基于RPCA-FFT的方法用于热波图像数据处理,在使用Savitzky-Golay滤波器和最小二乘法进行预处理后,将每帧热波图像展开成一个尺寸为 327680×1 的行向量,使用RPCA将 327680×1500 的二维矩阵分解成低秩和稀疏两部分,对其稀疏矩阵E中的每一行重组为大小为 640×512 的热波图像,图11为从进行RPCA分解后选取具有代表性的低秩和稀疏矩阵进行重组后成像的帧图,其中图(a)为消除趋势项后成像原图,图(b)为分解出的低秩矩阵成像图,图(c)为稀疏矩阵成像图,可以看出缺陷信息被很好的提取出来。

图12为对1500帧稀疏矩阵成像图进行FFT得到的幅度和相位图以及相应的三维分布,其结果可以看出该成像方法能更好的识别出缺陷位置和尺寸,相比较于上述三种成像方法,RPCA-FFT得到的相位图能够识别出15 J、30 J和45 J冲击能量对试件造成的缺陷,从图像的三维分布中可以看出,成像结果虽然具有少量的背景杂波,但相比较于提取出的缺陷来说,少量的背景杂波并没有影响缺陷的检测,并且检测出其他几种数据处理成像方法没有检测出的小缺陷。

为了进一步证实本文方法的成像结果的优越性,分别计算四种方法成像图的信噪比(SNR)和熵(EN)列于表1中做进一步的定量分析。其中熵值

越大说明信息量越大,所以混合信号越多,因此缺陷提取算法得到的图像熵值越小越好。

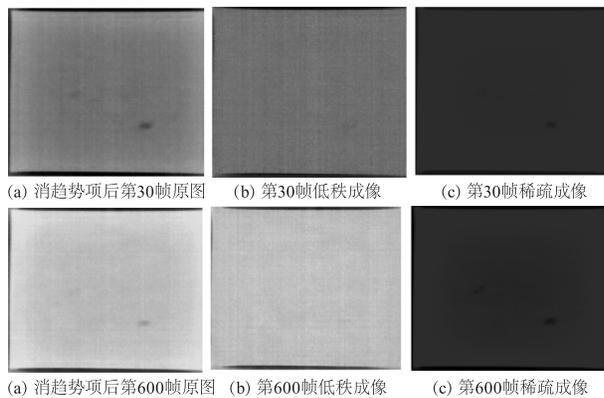


图 11 RPCA 分解代表帧图

Fig. 11 RPCA decomposition representative frame diagram

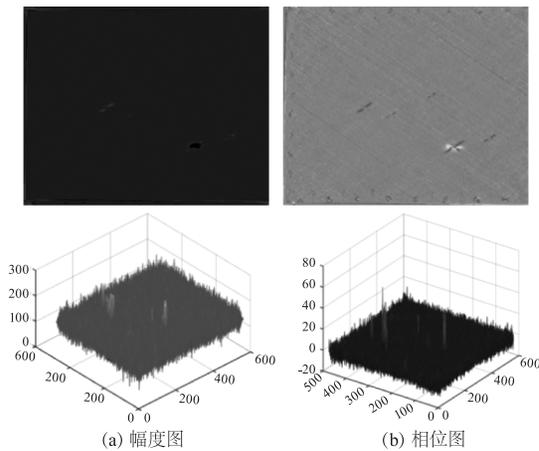


图 12 RPCA-FFT 方法成像图及其的三维分布

Fig. 12 RPCA-FFT method imaging image and its three-dimensional distribution

依据客观评价指标定量结果分析可知,与其他几种成像算法相比,RPCA-FFT 算法所得幅度图和相位图的 SNR 参数最高,其次为 CA 算法,FFT 算法所得的图像信噪比最低,这些数值都与上述主观评价结果相对应,并且 RPCA-FFT 算法所得到的缺陷图像的 EN 小于其他算法,表明信号分布的更集中,缺陷提取效果最好。

表 1 不同数据处理成像方法的定量分析

Tab. 1 Quantitative analysis of different data processing imaging methods

处理算法	FPCM (幅度图, 相位图)	FFT (相位图, 幅度图)	RPCA-FFT (幅度图, 相位图)	CA (幅度图, 相位图)
SNR	(23.67,25.78)	(20.18,24.90)	(27.12,30.88)	(25.67,28.99)
EN	(3.36,3.17)	(4.06,3.97)	(2.11,1.48)	(3.21,3.11)

6 结 论

针对锁相热波序列缺陷提取算法中,存在对比度较低和小缺陷易丢失问题,结合红外热波图像的稀疏特征,提出一种基于 RPCA-FFT 的锁相热波序列缺陷成像算法。使用暴龙优化算法,确定 IALM 最佳初始参数,得到合适的平衡参数和惩罚因子,使用初始参数优化后的 IALM 求解 RPCA 模型,获得低秩矩阵和稀疏矩阵,最后,对稀疏矩阵使用 FFT 得到幅度和相位图。通过与其他几种缺陷特征提取算法的主客观评价,该算法在图像对比度和缺陷识别能力方面优于其他算法,具有较高的信噪比和对比度。

参考文献:

- [1] Meng Lingzhi. Low-velocity impact response analysis of composite laminates [D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2021. (in Chinese)
孟伶智. 复合材料层合板低速冲击响应分析 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2021.
- [2] Liu B, Zhang H, Fernandes H C, et al. Experimental evaluation of pulsed thermography, lock-in thermography and vibrothermography on Foreign Object Defect (FOD) in CFRP [J]. Multidisciplinary Digital Publishing Institute, 2016, (5): 743.
- [3] Yuyu Z, Bin G, Shichun W, et al. A design of multi-mode excitation source for optical thermography nondestructive sensing [J]. Infrared Physics & Technology, 2018, 94: 23-31.
- [4] Wei Jiacheng, Liu Junyan, He Lin, et al. Recent progress in infrared thermal imaging nondestructive testing technology [J]. Journal of Harbin University of Science and Technology, 2020, 25(2): 9. (in Chinese)
魏嘉呈, 刘俊岩, 何林, 等. 红外热成像无损检测技术研究发展现状 [J]. 哈尔滨理工大学学报, 2020, 25(2): 9.
- [5] Wu D, Busse G. Lock-in thermography for nondestructive evaluation of materials [J]. Revue Générale de Thermique, 1998, 37(8): 693-703.
- [6] Guo Jianguang, Gao Xiaorong, Guo Jianqiang, et al. On the dead zone of eddy current heating of lock-in thermography for unidirectional carbon fiber reinforced plastic [J]. NOT, 2017, 39(11): 1-6. (in Chinese)
郭建光, 高晓蓉, 郭建强, 等. 单向碳纤维增强复合材料的锁相涡热成像检测盲区 [J]. 无损检测, 2017, 39

- (11):1-6.
- [7] Dong Yiwang, Zhu Xiao, Hong Kang, et al. Research on principal component analysis algorithm for infrared image sequence[J]. *Laser & Infrared*, 2022, 52(5):052. (in Chinese)
董毅旺, 朱笑, 洪康, 等. 红外序列图像的主成分分析算法研究[J]. *激光与红外*, 2022, 52(5):052.
- [8] Carlos, Javier, Rengifo, et al. Method of selecting independent components for defect detection in carbon fiber-reinforced polymer sheets via pulsed thermography[J]. *Applied Optics*, 2018, 57(33):9746-9754.
- [9] Wang Zijun. Technology and application research on IR lock-in thermography for NDT & E[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2010. (in Chinese)
汪子君. 红外相位法无损检测技术及应用研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2010.
- [10] Shrestha R, Choi M, Kim W. Thermographic inspection of water ingress in composite honeycomb sandwich structure: a quantitative comparison among lock-in thermography algorithms[J]. *Quantitative Infrared Thermography Journal*, 2019, 18(2):1-16.
- [11] Yuan Lihua, Hong Kang, Zhu Yan, et al. Impact damage characterization of composite materials based on independent component analysis for infrared sequences[J]. *Aeronautical Manufacturing Technology*, 2022, 65(20):83-91. (in Chinese)
袁丽华, 洪康, 朱言等. 基于红外序列独立成分分析的复合材料冲击损伤缺陷表征[J]. *航空制造技术*, 2022, 65(20):83-91.
- [12] Moradikia M, Samadi S, Hashempour HR, et al. Video-SAR imaging of dynamic scenes using low-rank and sparse decomposition[J]. *IEEE Transactions on Computational Imaging*, 2021, 7:384-398.
- [13] Yan Z, Chen C Y, Luo L, et al. Stable principal component-pursuit-based thermographic data analysis for defect detection in polymer composites[J]. *Journal of Process Control*, 2017, 49:644.
- [14] Qian Ronghui. Research on quantitative detection of composite materials based on lock-in thermography[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2018. (in Chinese)
钱荣辉. 基于锁相红外的复合材料定量化检测研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2018.
- [15] Sahu, Venkata Satya Durga Manohar, Padarbinda Samal, et al. Tyrannosaurus optimization algorithm: a new nature-inspired meta-heuristic algorithm for solving optimal control problems[J]. *e-Prime-Advances in Electrical Engineering, Electronics and Energy*, 2023(5):100243.