

基于虚拟目标向量的超高速撞击红外损伤检测^{*}高 延¹ 殷 春¹ 张 昊² 黄雪刚³ 李文学^{1,3} 彭 啸³

(1. 电子科技大学自动化工程学院 成都 611731; 2. 中国人民解放军 32382 部队 北京 100071;

3. 中国空气动力研究与发展中心超高速空气动力研究所 绵阳 621000)

摘 要: 为了提高对微小空间碎片超高速撞击造成的复杂损伤红外检测准确度,本研究提出了一种基于虚拟目标向量的超高速撞击损伤缺陷红外检测和评估框架。该框架结合了多目标优化与红外特征提取,通过聚类多目标优化方法,针对不同类别缺陷提取红外特征。利用动态时间规整法提取典型瞬态热响应,并采用虚拟目标向量扩展权重向量集以提升 Pareto 前沿的估计精度。实验结果表明,该方法能够有效提高超高速撞击下的红外缺陷检测精度,为航天器的损伤评估提供了可靠依据。

关键词: 红外热成像;超高速撞击;特征提取;多目标算法

中图分类号: TN215 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.50

Hypervelocity impact infrared damage detection based on virtual object vectors

Gao Yan¹ Yin Chun¹ Zhang Hao² Huang Xuegang³ Li Wenxue^{1,3} Peng Xiao³

(1. School of Automation Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731, China;

2. People's Liberation Army 32382 Troops, Beijing 100071, China; 3. China Aerodynamics Research and Development Center, Super High Speed Aerodynamics Research Institute, Mianyang 621000, China)

Abstract: This study proposes an infrared defect detection and evaluation framework for hypervelocity impacts based on virtual objective vectors. The framework integrates multi-objective optimization with infrared feature extraction, employing a clustering multi-objective optimization approach to extract infrared features for different defect categories. Dynamic time warping is used to extract typical transient thermal responses, while virtual objective vectors are applied to extend the weight vector set and enhance the estimation accuracy of the Pareto front. Experimental results demonstrate that this method effectively improves infrared defect detection accuracy under hypervelocity impacts, providing a reliable basis for spacecraft damage assessment.

Keywords: infrared thermography; hypervelocity impact; feature extraction; multi-objective algorithm

0 引 言

各种长期在轨航天器如卫星、探测器等数量显著增加^[1-4]。同时,产生的空间碎片数量也在随之增加^[5]。因此,在轨航天器遭遇空间碎片的安全问题也愈显严峻,微流星体和轨道碎片(micro-meteoroid and orbital debris, MMOD)已成为空间活动的主要威胁之一^[2]。由于空间碎片以超过 7.9 km/s 的速度绕地球飞行,MMOD 超高速撞击(hypervelocity impact, HVI)造成的损伤极其复杂,有必要定期监测损伤变化,评估多次撞击造成的累积损伤^[4]。

红外热成像无损检测技术因其不产生二次破坏,且能

获取表面和亚表面内部损伤缺陷信息,成为微小空间碎片超高速撞击损伤检测评估的理想选择。该技术通过温度场分布揭示表面与内部的撞击损伤特征^[6]。

考虑到红外图像序列包含更丰富的温度分布和变化信息,然而序列数据量大、噪声干扰强,有必要提取图像序列的特征,以获得更好的检测效果。傅里叶变换用于变换每帧的瞬态温度响应(transient thermal response, TTRs)以提取热图像特征,但其频率选择与操作者的个人经验有很大关系^[7]。独立分量分析(independent component analysis, ICA)和主成分分析(principal components analysis, PCA)也被用于通过挖掘热图像序列的时间和空

间信息来分离损伤信息^[8-10]。基于变分贝叶斯的稀疏模型评估方法也可用于亚表面点蚀损伤的图像重建^[11]。

在之前的研究^[12-13]中,验证了基于 TTR 的红外特征提取能够有效保留缺陷的红外特征。文献[14]通过建立与损伤类别相对应的高斯混合模型,从而获得相应的类别概率。文献[15]出了一种改进的均值移动聚类算法,对红外视频流采样数据中的温度变化特征进行自适应分类。然而,单一聚类目标函数难以全面考虑红外缺陷的复杂性,可能无法有效描述不同缺陷类型的红外特征。

参考文献[13],设计多个红外特征的提取方法构成了一个多目标优化问题(multi-objective optimization problem, MOP)。基于分解的多目标优化(multi-objective evolutionary algorithm based on decomposition, MOEA/D)被认为是进化多目标优化的一种有效方法^[14-18]。采用一组权重向量来分解目标空间,而其他几种算法采用一组参考线来代替^[19]。每个权重向量指定一个帕累托前沿的近似点,并用于解比较^[20-21]。所得到的解在目标空间中的分布受到权重向量分布的强烈影响。

然而,基于分解的 MOEA/D 算法需要大量解生成。为在有限目标向量下优化权重分布,虚拟向量通过选择分布良好的子集进行调整^[22],即使目标向量有限,仍然能够合理安排权重向量集。

本文提出了一种用于 HVI 损伤的红外检测与评估方法,旨在实现对 MMOD 撞击损伤的快速、定量评估。所提出的基于虚拟目标向量(virtual objective vectors, VOV)的多目标红外特征提取方法综合考虑了红外数据的多种特性,并利用动态时间规整(dynamic time warping, DTW)相似性距离筛选出具有代表性的 TTR。此外,该损伤评估方法还引入了变步长搜索和可视化信息增强技术,进一步提升了检测效率。通过对超高速撞击试验样机的损伤检测结果进行验证,证明了该方法在损伤检测与评估中的有效性。

1 研究背景

目前还没有有效的方法来避免尺寸从毫米级到微米级的 MMOD 的超高速撞击。如图 1 所示,Whipple shield 是 Fred Whipple 提出的一种经典的 MMOD 防护结构。

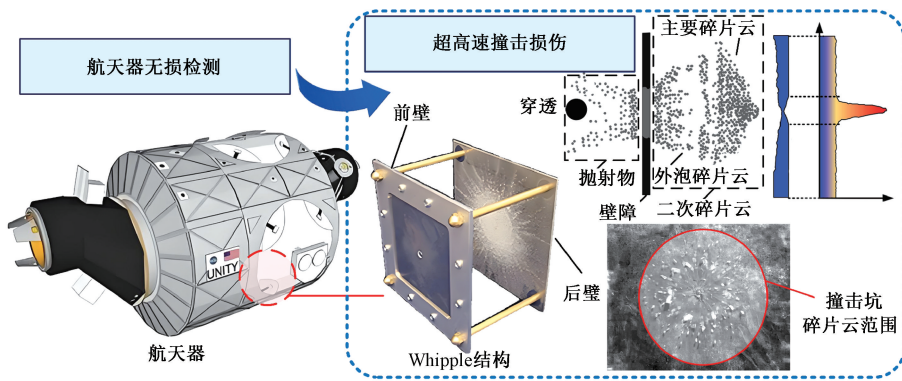


图 1 Whipple 结构用于近地轨道中的 MMOD

Fig. 1 Whipple structure for MMOD in near-Earth orbits

1.1 超高速撞击的复杂损伤缺陷

微小空间碎片超高速撞击产生的二次碎片云对航天器表面施加多点负载,造成贯穿孔、分层、剥离等复杂损伤耦合存在。此外,微小碎片超高速撞击在不同材料中也会表现出不同的损伤形式。因此,红外无损检测能够提供精确的热图像,揭示内部缺陷的位置和严重程度。

1.2 单目标红外特征提取的局限性

聚类方法已广泛应用于红外特征提取。利用隶属度的分类表达式, $\sum_{j=1}^c \sum_{i=1}^n u_{ij}^m \|x_i - v_j\|^2$, 表示为将数据 X 划分为 c 类,对应的 c 个聚类中心 v , 每个样本 i 属于 j 类的隶属度为 u_{ij} 。单目标的设计对初始聚类中心、噪声和离群点敏感,可能会导致聚类中心偏离实际数据分布。因此,本文将多目标优化思想与红外特征提取相结合,用于解决多类型撞击损伤的复杂问题。

1.3 未知 Pareto front 的估计

MOEA/D 通过权重向量将多目标问题分解为单目标问题,但未知的 Pareto 前沿形状可能影响权重分布和算法性能。通过生成虚拟目标,在有限解情况下提高对 Pareto 前沿的估计精度。相比静态权重无法调整的不足,VOV 扩展权重向量集,填补空隙,动态调整以适应 Pareto 前沿。结果表明,VOV 降低了计算成本,提升了解的均匀性和搜索性能,尤其在复杂 Pareto 前沿下表现优异。

2 理论分析

MMODs 的超高速撞击缺陷检测框架如图 2 所示。红外热图像只包含缺陷在某一时刻的温度信息。因此,首先需要从红外序列中提取缺陷信息,得到包含完整缺陷信息的红外图像。如图 2 所示,本文的检测框架包含了数据采集, TTR 去冗余, 红外特征提取和红外图像重构。由于红外相机在数据采集过程中受噪声影响较大,所以希望能将

缺陷区域与背景区域完全分离。提高缺陷检出率,降低误检率。为了实现这一目标,本文在图 2 检测框架的 B 部分设计了一个多目标优化分类模型。

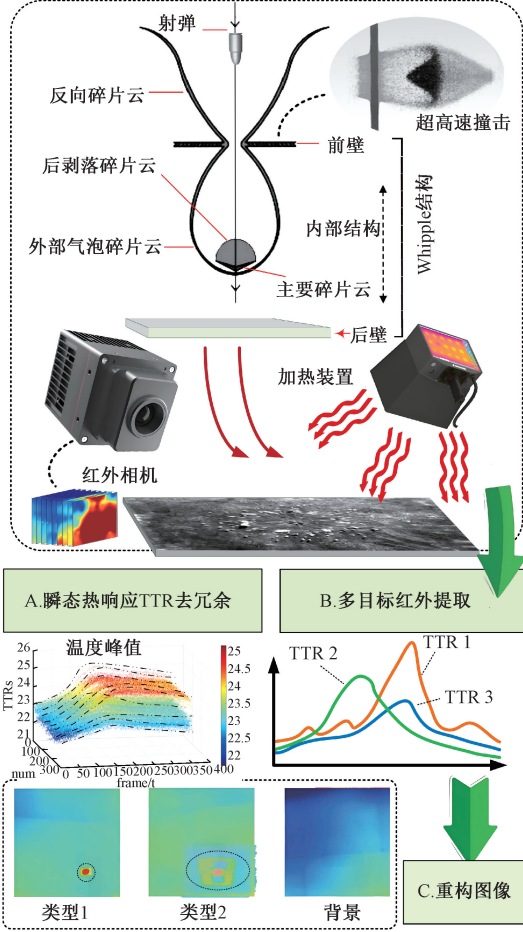


图 2 超高速撞击红外特征提取检测框架

Fig. 2 A framework for HVI infrared feature extraction detection

2.1 瞬态热响应变步长去冗余

基于瞬态温度响应的提取方法,冗余的 TTR 会影响检测框架的效率。因此,本文提出一种红外序列缺陷区域去冗余方法。如图 3 所示,温度变化率 (temperature coefficient of resistance, TCR), $V(i, j) = \frac{S(i, j, t_{mid}) - S(i, j, t_0)}{t_{mid} - t_0}$ 用于求出全局最高温度。然后,将 S 划分为小数据块。之后,通过计算相关系数 C_{CL}^u, C_{RL}^v 对图像序列进行采样,然后计算 C_{PCC} , 最终保留具有足够相关性的数据块,去除低于阈值的数据块,以获得去冗余后的数据 X , 具体步骤如下:

输入三维矩阵块 $S \in R^{I \times J \times N_T}$, 其中, $I \times J$ 表示每个图像的大小, N_T 表示帧数。每个像素记录了对应材料位置的温度变化。每个像素的温度变化被定义为温度瞬态响应。通过使用温度变化率 $V(i, j) = \frac{S(i, j, t_{mid}) - S(i, j, t_0)}{t_{mid} - t_0}$, 可以表示全局 TCR 为 $S(I^*,$

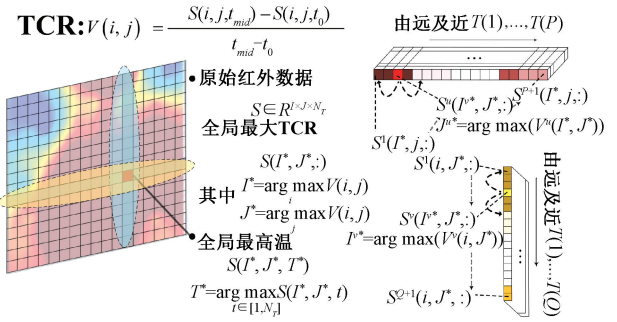


图 3 红外序列缺陷区域去冗余方法

Fig. 3 IR sequence defective region de-redundancy method

$J^*, :)$, 其中, $I^* = \arg \max_i V(i, j), J^* = \arg \max_j V(i, j)$ 。然后从 $S(I^*, J^*, :)$ 中搜索全局最大温度 $S(I^*, J^*, T^*)$, 其中, $T^* = \arg \max_{t \in [1, N_T]} S(I^*, J^*, t)$ 。

设定温度 $T(p), p = 1, \dots, P$, 将 $S(I^*, J^*, T^*)$ 的行划分为 $P+1$ 个数据块。然后计算第 u 个块的 TCR, 即 $V^u(I^*, j) = \frac{S^v(I^*, j, t_{mid}) - S^v(I^*, j, t_0)}{t_{mid} - t_0}$, 其中, $u = 1, \dots, P+1$ 。计算 $S^u(I^*, J^*, :)$ 与 u^{th} 块中每个 TTR 之间的 Pearson 相关系数, 其中 $J^{u*} = \arg \max_j (V^u(I^*, j))$ 。从 $S^u(I^*, J^{u*}, :)$ 的两侧开始搜索, 如果 $C_{CL}^u \geq Th_{CL}$, 则 $CL^u = CL^u + 1$, 直到 $C_{RL}^v < Th_{CL}$, 其中, Th_{CL} 表示相关阈值, CL^u 是列间隔, 初始值为 0。对于 $S(I^*, J^*, T^*)$ 的行进行同样的操作。

初始化 $k = 1$ 并设置 $X(:, 1) = S(I^*, J^*, :)$ 。然后, 计算 $X(:, k)$ 和 $S(i, j, :)$ 之间的相关系数 C_{PCC} , 其中, $i = 1:n_v \cdot RL^v : 1 + n_{Q+1} \cdot RL^{Q+1}, j = 1:m_u \cdot CL^u : 1 + m_{P+1} \cdot CL^{P+1}$ 。 n_v 和 m_u 分别表示 v^{th} 块和 u^{th} 块中采样点的最大数量。如果 $C_{PCC} < Th$, 则 $k = k + 1$, 并设置 $X(:, k) = S(i, j, :)$, 否则移除 $S(i, j, :)$ 。

2.2 多目标红外特征提取方法

为解决复杂损伤评估问题, 提出了一种基于多目标优化的提取框架。如图 2 所示, 框架中结合了 3 种分类目标函数。该方法同时优化与不同类别缺陷相关的多个目标函数, 最大限度发挥每个目标函数的优势。为更准确地分类, 需灵活捕捉不同像素点间复杂的非线性关系。引入目标函数 C_1 :

$$C_1(x_i, v_j) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^c u_{ij}^m \|x_i - v_j\|^2 + G_{ij} \quad (1)$$

其中, G_{ij} 为正则因子, 能更好的反应局部空间信息, 实现自动平衡控制, 以达到算法抵抗干扰的目的。

$$G_{ij} = \sum_{i \neq j} \frac{1}{d_{ij} + 1} (1 - u_{ij})^m \|x_k - v_j\|^2 \quad (2)$$

其中, 模糊权重 d_{ij} 是两个点在样本空间上的欧氏距离, 使得附近样本贡献更大。另外, 通过拉格朗日乘子法对目标函数进行求解, 构造如下函数:

$$L_1(u, v, \lambda) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^c u_{ij}^m \|x_i - v_j\|^2 + G_{ij} + \sum_{i=1}^n \lambda_i (1 - \sum_{j=1}^c u_{ij}) \quad (3)$$

v_{ij}, u_{ij} 求偏导, 并且令其等于 0, 可以得到迭代表达式为:

$$u_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^c \left(\frac{\|x_i - v_j\|^2 + G_{ij}}{\|x_i - v_k\|^2 + G_{ik}} \right)^{\frac{-1}{m-1}}}{\sum_{i=1}^n \frac{u_{ij}^m x_i}{\sum_{i=1}^n u_{ij}^m}} \cdot v_j = \frac{\sum_{i=1}^n u_{ij}^m x_i}{\sum_{i=1}^n u_{ij}^m} \quad (4)$$

在实际问题中, 聚类判决易偏向小容量样本, 导致误判。为此, 构造广义均衡模糊聚类目标函数, 修正类别容量, 增强容量因素在优化中的作用, 避免样本容量差异影响判决。得到目标函数 C_2 :

$$C_2(x_i, v_j) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^c \frac{u_{ij}^m}{\sum_{s=1}^n u_{sj}^m} \|x_i - v_j\|^2 \quad (5)$$

其中, 该项 $\sum_{s=1}^n u_{sj}^m$ 表现了第 j 组聚类的容量属性, 当第 j 组聚类的容量比较大时, 可以降低该组因所含样本数量太多而使得算法误判的可能。同样地, 由式(5)建立朗格朗日函数:

$$L_2(u, v, \lambda) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^c \frac{u_{ij}^m}{\sum_{s=1}^n u_{sj}^m} \|x_i - v_j\|^2 +$$

$$\sum_{i=1}^n \lambda_i (1 - \sum_{j=1}^c u_{ij}) \quad (6)$$

将公式分别对 u_{ij}, v_j 求偏导, 并且令其结果等于 0, 得到的迭代公式:

$$v_j = \frac{\sum_{i=1}^n u_{ij}^m \cdot x_i}{\sum_{s=1}^n u_{sj}^m} \quad (7)$$

$$u_{ij} = \left[\frac{\lambda_i (\sum_{s=1}^n u_{sj}^m)^2}{m (\sum_{s=1}^n u_{sj}^m - u_{ij}^m) \|x_i - v_j\|^2} \right]^{\frac{1}{m-1}} \quad (8)$$

由约束条件, 对 i 累加后可使式(8)左边为 1。为了避免混淆, 将分组标 j 替换为 r , 从而得到 λ_i 的表达式:

$$\left(\frac{\lambda_i}{m} \right)^{\frac{1}{m-1}} = \sum_{r=1}^c \left[\frac{(\sum_{s=1}^n u_{sr}^m)^2}{(\sum_{s=1}^n u_{sr}^m - u_{ir}^m) \|x_i - v_r\|^2} \right]^{\frac{-1}{m-1}} \quad (9)$$

代入式(8), 可得:

$$u_{ij} = \frac{\left[\frac{(\sum_{s=1}^n u_{sj}^m)^2}{(\sum_{s=1}^n u_{sj}^m - u_{ij}^m) \|x_i - v_j\|^2} \right]^{\frac{1}{m-1}}}{\sum_{r=1}^c \left[\frac{(\sum_{s=1}^n u_{sr}^m)^2}{(\sum_{s=1}^n u_{sr}^m - u_{ir}^m) \|x_i - v_r\|^2} \right]^{\frac{1}{m-1}}} \quad (10)$$

最后, 基于全局信息计算的马氏距离能够有效消除属性间的关联干扰, 并且不依赖于样本数据的测量尺度, 避免了红外特征的量纲不统一问题。同时, 利用 Relief-F 方法来判断特征的重要性, 并赋予较大权重。构造特征加权对角矩阵 \mathbf{P} , 其中, W_i 表示特征 i 的权重, 则样本 x_i 到聚类中心 v_j 的加权马氏距离为:

$$D(x_i, v_j) = \sqrt{(x_i - v_j)^T (\mathbf{\Sigma} * \mathbf{P})^{-1} (x_i - v_j)} \quad (11)$$

其中, \bar{x} 为所有样本的均值向量, $\mathbf{\Sigma}$ 为协方差矩阵。这样, 基于加权马氏距离的模糊 C 均值聚类的目标函数 C_3 式(12)可表示为:

$$C_3(x_i, v_j) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^c u_{ij}^m (x_i - v_j)^T (\mathbf{\Sigma} * \mathbf{P})^{-1} (x_i - v_j) \quad (12)$$

运用拉格朗日乘子法, 构造如下拉格朗日函数:

$$L_3(u, v, \lambda) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^c u_{ij}^m (x_i - v_j)^T (\mathbf{\Sigma} * \mathbf{P})^{-1} (x_i - v_j) + \sum_{i=1}^n \lambda_i (1 - \sum_{j=1}^c u_{ij}) \quad (13)$$

根据式(13)求解关于 u_{ij} 的偏导数:

$$u_{ij} = \left(\frac{\lambda_j}{m} \right)^{\left(\frac{1}{m-1} \right)} \left((x_i - \bar{x})^T (\mathbf{\Sigma} * \mathbf{P})^{-1} (x_i - \bar{x}) \left(\frac{1}{m-1} \right) \right)^{-1} \quad (14)$$

根据约束条件, 替换 $\left(\frac{\lambda_j}{m} \right)^{\left(\frac{1}{m-1} \right)}$, 解得:

$$u_{ij} = \left[\frac{(x_i - \bar{x})^T (\mathbf{\Sigma} * \mathbf{P})^{-1} (x_i - \bar{x})}{\sum_{r=1}^c (x_r - \bar{x})^T (\mathbf{\Sigma} * \mathbf{P})^{-1} (x_r - \bar{x})} \right]^{-\frac{1}{m-1}} \quad (15)$$

同样地, 按照式(16)更新聚类中心:

$$v_j = \frac{\sum_{i=1}^n u_{ij}^m \cdot x_i}{\sum_{s=1}^n u_{sj}^m} \quad (16)$$

综上所述, 构建了基于 3 个红外特征目标的多目标问题如式(17)。通过基于 VOV 的 MOEA/D 优化算法处理去冗余数据, 并利用 Pareto 前沿最优解实现红外数据分类。

$$\text{argmin} C(x_i, v_j) = [C_1(x_i, v_j) \quad C_2(x_i, v_j) \quad C_3(x_i, v_j)]^T$$

$$\begin{cases} C_1(x_i, v_j) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^c u_{ij}^m \|x_i - v_j\|^2 + G_{ij} \\ C_2(x_i, v_j) = c^{\frac{1}{m-1}} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^c t_{ij}^{\frac{1}{m-1}} \|x_i - v_j\|^2 - \frac{n-1}{n} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^c u_{ij}^{\frac{m}{m-1}} \|x_i - v_j\|^2 \\ C_3(x_i, v_j) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^c u_{ij}^m (x_i - v_j)^T (\mathbf{\Sigma} * \mathbf{P})^{-1} (x_i - v_j) \end{cases} \quad (17)$$

基于分解的多目标进化算法通过将多目标优化问题分解为一组标量化的子问题, 每个子问题可由切比雪夫分量表示, $k \in N, C_k^* = \max\{C_k^*(x, v) \in \Omega\}^3$ 。将 Pareto

前沿近似的问题分解为标量优化子问题,而第 j 个子问题的目标函数是:

$$\begin{aligned} \min_{x,v}^{te}(x,v \mid \gamma^j, C^*) &= \max_{k \in N} \{ \gamma_k^j \mid C_k(x,v) - C_k^* \} \\ s.t. (x,v) &\in \Omega \end{aligned} \quad (18)$$

其中, C^* 是目标函数对应的一组理想化的期望目标,每一个目标对应的权重系数为 γ 。采用邻域关系更新策略,通过共享信息促进子问题间的协同优化。

在初始化优化种群后, N 组权重向量对应 N 个单目标优化问题。为了实现对最优解的逼近,对随机父母种群利用模拟二进制交叉和多项式变异的遗传算子产生一个新的个体, X^{off} 。对于邻域内 $j \in B(i)$, 如果 $g^{TCH}(\bar{x} \mid \lambda^j, z^*) \leq g^{TCH}(x^j \mid \lambda^j, z^*)$, 那么更新 $z^* = \min(z^*, F(\bar{x}))$, 设置 $x^j = \bar{x}$ 。实现对子问题进行迭代优化,并使用分解方法更新解集,最终生成均匀分布的 Pareto 前沿解。

2.3 使用虚拟目标向量的权重向量调整

提升红外特征提取结果的关键之一是优化 MOEA/D 中的权重向量排列。虚拟目标向量集 O_v 可以基于有限的目标向量集 O 提高 Pareto 前沿的分辨率。

第一步,本文使用分解参数 H_e 生成扩展权重向量集 L_e , 并用 L_e 重新排列基本权重向量集 L 。需注意, H_e 大于 H , 且扩展权重向量集 L_e 的数量必须显著多于基本集 L , 即 $|L_e| \gg |L|$ 。针对每个扩展权重向量 λ_e 生成虚拟目标向量 f_v , 并计算这些虚拟目标向量。

$$f_v = d_1(\lambda_e, f_{\min}) \cdot \frac{\lambda_e}{\|\lambda_e\|} \quad (19)$$

$$f_{\min} = \arg \min_{f \in O} d_2(f, \lambda_e) \quad (20)$$

$$d_1(\lambda_e, f) = \frac{\|f^T \lambda_e\|}{\|\lambda_e\|}, d_2(\lambda_e, f) = \left\| f - \frac{d_1(\lambda_e, f) \lambda_e}{\|\lambda_e\|} \right\| \quad (21)$$

f 是归一化在 $[0, 1]^m$ 之间的目标向量。 $d_2(\lambda_e, f)$ 表示目标向量 f 到扩展权重向量 λ_e 的垂直距离, $d_1(\lambda_e, f)$ 是原点到目标向量 f 垂直投影到 λ_e 点的距离。对于每个扩展权重向量 λ_e , 在目标向量集 O 中找到垂直距离 d_2 最小的目标向量 f_{\min} , 并通过该目标向量的垂直投影生成虚拟目标向量 f_v 。

图 4 展示了在目标空间中,为扩展权重向量 $\lambda_e \in L_e$ 生成虚拟目标向量 f_v 的示例。非支配解集 $NS = x_1, x_2, x_3, x_4$ 的目标向量集 $O = f_1, f_2, f_3, f_4$ 用橙色表示。虚线表示扩展权重向量 λ_e 。计算垂直距离 $d_2(\lambda_e, f_1), d_2(\lambda_e, f_2), d_2(\lambda_e, f_3)$ 和 $d_2(\lambda_e, f_4)$, 并找到最小 d_2 的目标向量 $f_{\min} = f_2$ 。

第二步,本文从目标向量集 O 和虚拟目标向量集 O_v 的组合集中选择代表性目标向量子集 O_r 。将 O 和 O_v 结合成组合集 O_c 。对于每个标准基向量 e_j , 计算其与 O_c 中所有目标向量的余弦相似度,选出相似度最高的极端目标

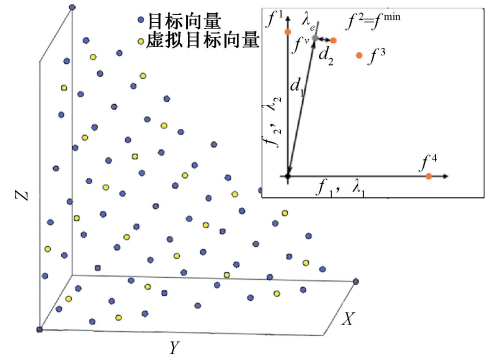


图 4 Pareto front 中的虚拟向量

Fig. 4 Virtual object vectors in Pareto front

向量,并将这 m 个极端向量加入代表集 O_r , 同时从 O_c 中移除。然后选择与已选目标集 O_r 多样性最高的向量,即最大化最小 L0.5 范数距离的向量,加入 O_r 并从 O_c 中移除。重复此过程,直至 $|O_r| < N$ 。

作为最后一步,基于代表性目标向量集 O_r 更新基本权重向量集 L , 并准备使用更新后的 L 重新开始搜索。本文将代表性目标向量集 O_r 中的代表性目标向量 $f_{r1}, f_{r2}, \dots, f_{rN}$ 转换为基本权重向量集 L 中的基本权重向量 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_N$:

$$\lambda_i = \frac{f_{ri}}{\|f_{ri}\|}, i = 1, 2, \dots, N \quad (22)$$

总之,基于虚拟目标向量的权重向量排列方法通过生成虚拟目标向量来补充已获得解的目标向量。这种方法减少了对实际解数量的依赖,并通过动态调整权重向量分布,使其更加适应多样化的帕累托前沿形状,从而提高了解的分布均匀性和搜索性能。

2.4 可视化信息增强

由于 TTR 是时间序列,利用动态时间规整法选择出各类缺陷类型的具有代表性的典型 TTR。并且根据式(23)提取 K 个典型 TTRs 的线性变化矩阵 J , 其维数为 $N_t \times K$ 。再将三维矩阵 S 变换为二维矩阵 S_2 , 其中, S_2 的行元素由 $S(:, :, t)$ 逐帧得到。利用 S_2 和 J 重构图像信息矩阵 R 。

$$J_{TTR} = \{S_{(index)} \mid index[\min_{i \in N} \|x_i - v_j\|^2]\} \quad (23)$$

$$R_{IRRI} = S_2 \cdot \hat{J}_{TTR} \quad (24)$$

式中: \hat{J}_{TTR} 为矩阵 J_{TTR} 的伪逆矩阵,然后对二维图像矩阵 R 求值,形成具有原始图像尺寸的二维图像,得到 K 张大小为 $M \times N$ 的红外重构图像。

为了进一步对红外重构图像(infrared reconstructed images, IRRI)进行定量分析,考虑到超高速撞击红外图像温度分布不均匀的特点,如图 5 所示,利用基于局部齐次区域的水平集分割方法。首先建立了一个局部阶能量 ϵ_{order} 作为局部强度约束。

采用标准梯度下降法,分两个子步骤最小化能量函数

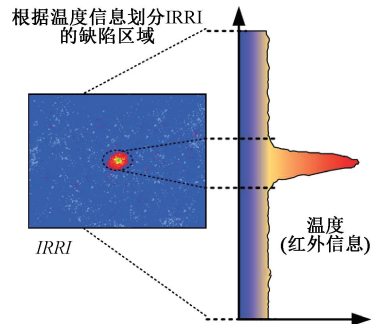


图 5 按温度信息实现缺陷区域分割

Fig. 5 Segmentation of defect areas by temperature



图 6 超高速撞击试件

Fig. 6 Hypervelocity impact specimen

表 1 参数设置

Table 1 Parameter settings

参数	值
红外图像分辨率和帧数	512×640×336
TTR 数量	327 680
已知缺陷类别	3
TTR 有效采样数量	250
种群数量	200
迭代数	500
父代选中概率	0.9
交叉变异参数	7
多项式变分参数	15

\mathcal{F} 。首先,固定水平集泛函 ϕ ,并计算曲线内部和外部的平均能量 $f_1(x), f_2(x)$,如式(25)所示。然后,计算水平集泛函 ϕ 。

$$\begin{aligned} f_1(x) &= \frac{0K_{\sigma}^*[H_{\epsilon}(\phi)I(x)]}{K_{\sigma}^*H_{\epsilon}(\phi)} \\ f_2(x) &= \frac{K_{\sigma}^*[(1-H_{\epsilon}(\phi))I(x)]}{K_{\sigma}^*(1-H_{\epsilon}(\phi))} \end{aligned} \quad (25)$$

其中, $*$ 代表卷积, $K_{\sigma}(\phi)$ 为高斯核函数, $H(\cdot)$ 为 Heaviside 函数, $\delta(\cdot)$ 是 Heaviside 函数的导数。利用标准梯度下降法使能量泛函相对于水平集泛函 ϕ 最小化,给出:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \phi}{\partial t} &= -\delta_{\epsilon}(\phi)(\lambda_{in}T_{in}-\lambda_{out}T_{out})+\mu\delta_{\epsilon}div(\nabla\phi/|\nabla\phi|)+ \\ &\nu(\nabla^2\phi-div(\nabla\phi/|\nabla\phi|)) \end{aligned} \quad (26)$$

其中, T_{in}, T_{out} 分别为:

$$\begin{aligned} T_{in}(x) &= \int K_{\sigma}(y-x)|I(y)-f_1(x)|^2dy \\ T_{out}(x) &= \int K_{\sigma}(y-x)|I(y)-f_2(x)|^2dy \end{aligned} \quad (27)$$

迭代停止后,保存水平集 ϕ ,并根据 ϕ 对红外重构图像实现曲线区域分割。最终得到航天器同一区域内的不同类别的缺陷损伤定量图片。

3 实验验证

实验采用的超高速撞击试件如图 6 所示,该试件为微小空间超高速撞击 Whipple 防护构型的后壁,其表面有大量二次碎片云超高速撞击造成的复杂多类型损伤缺陷。本文设计的红外热成像检测系统由卤素灯、红外相机和计算机组成。试件通过夹具和支架固定,测试过程包括外部激励和红外数据获取。卤素灯可实现脉冲激励,用于瞬态加热试件表面,采集过程中试件经历加热和放热两个阶段。红外相机捕捉样品表面的红外热辐射分布变化信息,表面热分布变化反映了表面和亚表面内部缺陷的热响应信息,可供进一步分析处理。红外热成像无损检测实验参数如表 1 所示。

经过多次迭代,获得了分布在 Pareto 前沿上的种群结

果,如图 7 所示。在凹形情况下,从 Pareto 前沿的边缘向中心,解的分布逐渐稀疏;在不连通情况下,每块 Pareto 前沿边缘的分布密度增加;在倒线性情况下,前沿边缘的分布密度同样增加。图 8 展示了采用虚拟目标向量方法后的最终结果,获得了 36 个非支配解。

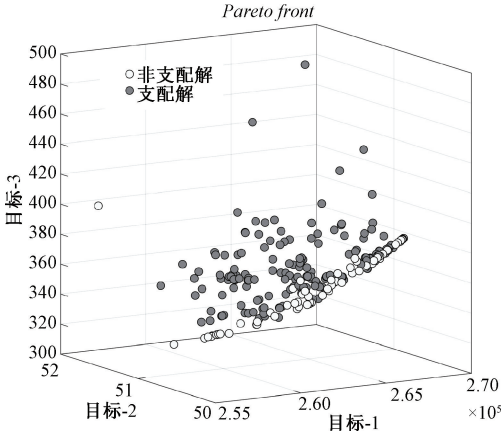


图 7 所提方法的 Pareto 前沿

Fig. 7 Pareto front by proposed method

去冗余处理之后,得到了 250 个 TTR。此外,本文选择了 TTR 的最大温度、上升速率和能量作为红外特征,得到了如图 9 所示的分布在红外特征空间的样本数据。三维空间中,与图 9 相对应的簇分布相同,具有较高温度的

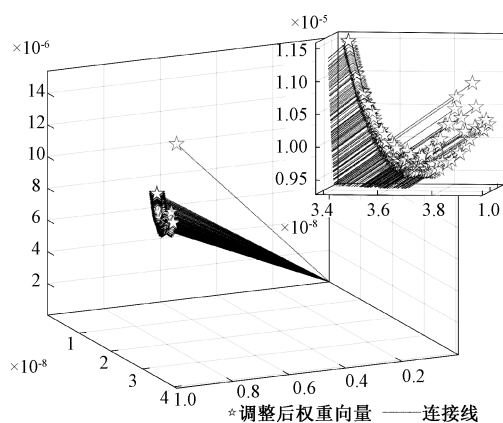


图 8 调整后的权重向量

Fig. 8 Adjusted weight vector

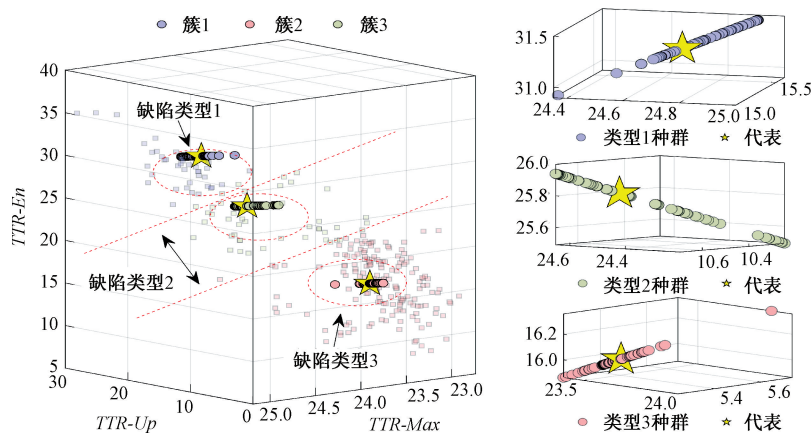


图 9 基于多目标方法的红外特征提取结果

Fig. 9 Infrared feature extraction results based on our method

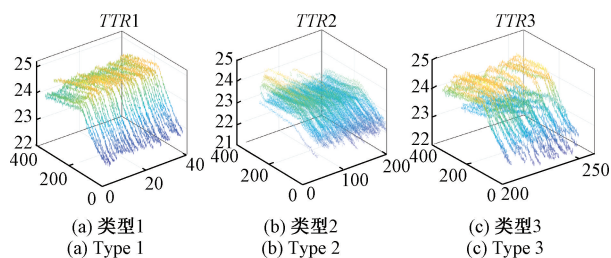
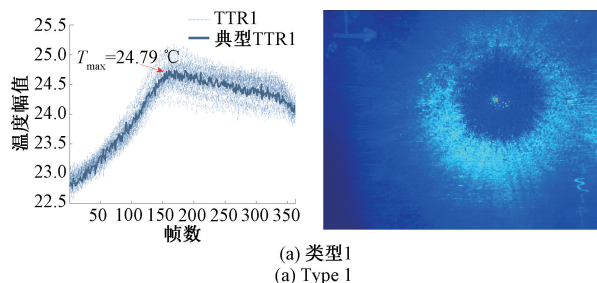
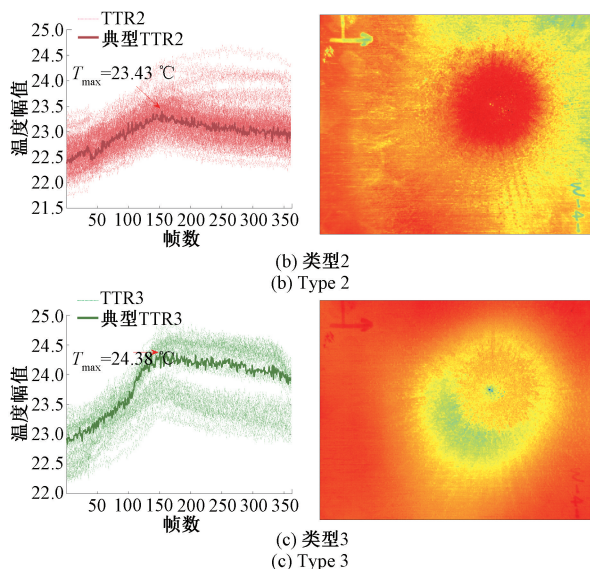


图 10 不同缺陷类别的 TTR

Fig. 10 TTR for different defect categories

(a) 类型1
(a) Type 1(b) 类型2
(b) Type 2(c) 类型3
(c) Type 3

簇 1 为缺陷类型 1, 具有较多数据分布的簇 2 为缺陷类型 2。种群的优化结果, 在局部放大图中, 选择具有代表性的 TTR 作为聚类中心。分别为 $V^1 = [24.79, 15.41, 31.24]$, $V^2 = [23.53, 5.378, 16.00]$, $V^3 = [24.53, 10.57, 25.81]$ 。经过 DTW 相似度距离分类后的 TTR 如图 10 所示, 簇 1 有 38 个, 簇 2 有 164 个, 簇 3 有 48 个。从颜色上能够看出, 具有相似温度分布的 TTR 被成功归为一类。

根据优化结果得到各缺陷区域的最具代表性的 TTR 曲线, 如图 11 所示。颜色与图 9 中的各个类别一致。同时, 对表 2 中不同缺陷区域的典型 TTR 进行可视化处理, 得到红外重构图像。这些图片主要揭示了试件的 3 个主要热响应区域, 如图 11 中依次得到的 IRRI 包括中心显著多点撞击坑区域、圆形密集面撞击区域和无显著损伤区域(背景区域)。

图 11 不同类型的典型 TTR 以及红外重建图像结果

Fig. 11 Result of typical TTR and IRRI for different types

为了进一步分析所提出方法在红外特征提取检测中的有效性,本文对比了不同缺陷类型的典型 TTR 结果,如图 12 所示。基于单目标的方法都成功识别了 3 类缺陷类型的典型 TTR,具体来说:

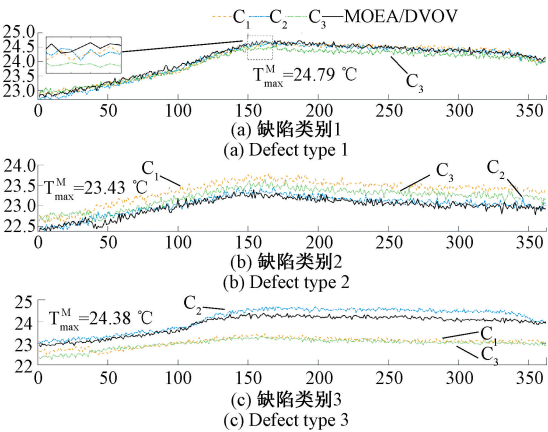


图 12 不同缺陷类型的典型 TTR 提取结果对比

Fig. 12 Comparison of typical TTR extraction results for different defect types

表 2 不同缺陷类型的红外特征提取结果

Table 2 Infrared feature extraction results for different defect types

方法	不同缺陷类型的典型 TTR{最大温度,上升速率,能量}		
	类型 1	类型 2	类型 3
本文	24.79,15.41,31.24	23.43,5.38,16.00	24.38,10.57,25.81
C_1	24.66,16.45,28.59	23.66,6.73,19.74	23.39,3.25,13.39
C_2	24.52,14.98,27.58	23.58,5.41,16.93	24.70,16.91,29.00
C_3	24.61,15.72,27.30	23.74,5.09,16.36	23.39,5.49,17.79

3)缺陷类型 1:表 2 中的类型 3 的温度峰值介于另外两者之间,为 24.58℃,属于无显著损伤区域(背景区域)。IRRI 主要显示了非损伤缺陷区域的红外特征。在撞击坑附近和中心区域的加热过程也表现在图像中。然而,基于单目标函数 C_1 和 C_3 的提取方法没有成功识别非缺陷区域的典型 TTR。

为了进一步分析所提出的方法在检测结果上的准确性,接下来对损伤区域轮廓进行提取,结果如表 3 和 4 所示,分别给出了基于单目标的两种类型缺陷损伤的边缘轮廓。首先,选择初始轮廓。表 3 中的分割轮廓所示,点撞击区域包含中心点和部分噪声。此外, C_1 和 C_3 方法的检测图像无法识别中心显著撞击坑损伤,方法 C_2 的检测结果受到的影响更大。

表 4 中的面撞击区域面积大且轮廓复杂,主要集中在主碎片云造成的撞击坑中心附近区域和外围碎片云造成的撞击坑外缘区域。并且,基于单目标方法所提取的撞击区域轮廓质量都很差,甚至将人工标志也归为一组,检测结果不理想。

相比之下,本文提出的多目标方法在复杂损伤特征提

1)缺陷类型 1:二次碎片云超高速撞击试件表面时,碎片云中心大尺寸碎片颗粒冲击能量作用于试件撞击中心区域,造成显著的多点撞击坑损伤。由于撞击坑具有一定深度,导致试件厚度不均,使得热传导速度变慢,升温速率较高,热量容易集聚,其温度峰值为 24.79℃,冷却速率逐渐降低。结合 IRRI 可以看出,多点撞击坑损伤区域很小。对于这一缺陷类型,基于单目标的方法都识别到了相似的典型 TTR,这是由于该类缺陷较为明显,与其他区域差异较大。如表 2 所示,该类缺陷峰值温度较高,24.66℃,24.52℃和 24.61℃,上升速率较快,能量也最大。

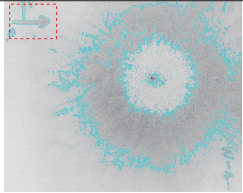
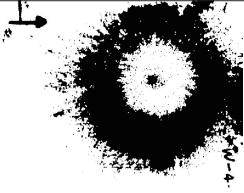
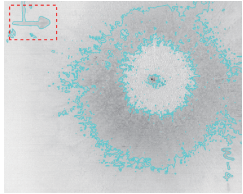

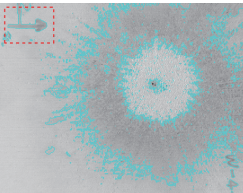
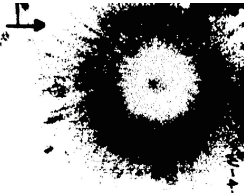
2)缺陷类型 2:二次碎片云后端的碎片颗粒动能较小,数量较多,分布散落在撞击中心点附近造成试件表面轻微损伤,形成圆形密集面撞击损伤区域,如表 2 中的类型 2 所示。该缺陷区域整体热阻较低,并且暴露面积增大,与空气的热交换变快,在加热过程中温度上升缓慢,峰值是三者中最低的 23.43℃。同样地,基于单目标的方法所选择的典型 TTR 都属于较高温度,意味着该缺陷区域的复杂程度较高,容易受到临近区域的影响,具体结果在其重建图像中也有一致的表现。

表 3 基于单目标方法的点撞击缺陷轮廓提取结果

Table 3 Results of contour extraction of point impact defects based on single-objective method

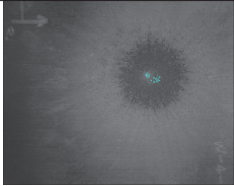
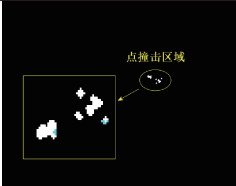
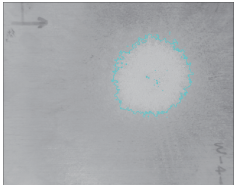
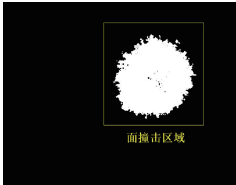
方法	轮廓检测结果	缺陷区域分割结果
C_1		
C_2		
C_3		

表 4 基于单目标方法的面撞击缺陷轮廓提取结果
Table 4 Results of contour extraction of surface impact defects based on single-objective method

方法	轮廓检测结果	缺陷区域分割结果
C_1		
C_2		
C_3		

取方面具有更好的效果。如表 5 所示,图像中心位置是较大碎片颗粒造成的显著撞击坑损伤,准确显示了撞击坑的确切位置。同时,多目标方法准确地找到了圆形的面撞击区域,主要是大量微小二次碎片云颗粒共同造成的密集微损伤。

表 5 所提出的方法的 HVI 缺陷轮廓提取结果
Table 5 HVI defect contour extraction results of the proposed method

类型	轮廓检测结果	缺陷区域分割结果
中心多点 撞击坑		
圆形密集 面撞击区		

4 结 论

本文提出了一种结合多目标优化与红外特征提取的超高速撞击检测方法,解决了传统单目标方法在复杂缺陷

评估中的局限性。通过引入虚拟目标向量,显著提升了 Pareto 前沿的估计精度和解的分布均匀性。实验验证了该框架能够高效检测不同类别缺陷,并通过对红外热图像的可视化增强,实现了精确的多类型超高速撞击损伤缺陷分类与评估。未来研究将进一步优化算法性能,以适应更多复杂场景的需求。

参考文献

[1] 刘泽元,尚永红,林博颖,等. 红外测温设备的空间环境影响及防护研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(4):165-171.
LIU Z Y, SHANG Y H, LIN B Y, et al. Research on space environment influence and protection of infrared temperature measurement equipment[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(4):165-171.

[2] YIN C, HUANG X G, TAN X T, et al. Infrared thermographic NDT-based damage detection and analysis method for spacecraft[M]. Berlin: Springer Nature, 2024.

[3] CHEN Y, TANG Y Q, HE G Q, et al. Review on hypervelocity impact of advanced space debris protection shields[J]. Thin-Walled Structures, 2024, 200:111874.

[4] HUANG X G, YIN C, RU H Q, et al. Hypervelocity impact damage behavior of B4C/Al composite for MMOD shielding application[J]. Materials & Design, 2019, 186:108323.

[5] 黄雪刚,殷春,谭旭彤. 微小空间碎片撞击损伤的红外检测与评估[M]. 北京:兵器工业出版社,2023.
HUANG X G, YIN CH, TAN X T. Infrared detection and assessment of impact damage from MO/D [M]. Beijing:China Arms Industry Press, 2023.

[6] BAO W M, YIN CH, HUANG X G, et al. Artificial intelligence in impact damage evaluation of space debris for spacecraft [J]. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2022, 23(4): 511-514.

[7] HE Y, CHEN S, ZHOU D, et al. Shared excitation based nonlinear ultrasound and vibro-thermography testing for CFRP barely visible impact damage inspection [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2018, 14(12): 5575-5584.

[8] LOH A, SOON Z Y, HA S Y, et al. High-throughput screening of oil fingerprint using FT-IR coupled with chemometrics[J]. Science of the Total Environment, 2021, 760: 143354.

[9] KANG X, DUAN P, LI S. Hyperspectral image visualization with edge-preserving filtering and principal component analysis[J]. Information Fusion,

- 2020, 57:130-143.
- [10] WU T, GAO B, WOO W L. Hierarchical low-rank and sparse tensor micro defects decomposition by electromagnetic thermography imaging system [J]. Philosophical Transactions of the Royal Society A, 2020, 378(2182):20190584.
- [11] HUANG X G, SHI AN H, LUO Q, et al. Variational Bayesian multi-sparse component extraction for damage reconstruction of space debris hypervelocity impact [J]. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2022, 23(4): 530-541.
- [12] YIN CH, HUANG X G, CAO J W, et al. Infrared feature extraction and prediction method based on dynamic multi-objective optimization for space debris impact damages inspection[J]. Journal of the Franklin Institute, 2021, 358(18):10165-10192.
- [13] GAO Y, YIN CH, HUANG X G, et al. Design of multi-objective optimization clustering method for hypervelocity impact complex damage detection [J]. IEEE Sensors Journal, 2024, 24(21):35889-35889.
- [14] YANG X, YIN CH, DADRASS, et al. Spacecraft damage infrared detection algorithm for hypervelocity impact based on double-layer multi-target segmentation[J]. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2022, 23:571-586.
- [15] LEI G Y, YIN CH, HUANG X G, et al. Using an optimal multi-target image segmentation based feature extraction method to detect hypervelocity impact damage for spacecraft [J]. IEEE Sensors Journal, 2024, 21(18):20258-20272.
- [16] 黄朝志, 张文进, 李海雯, 等. 多目标算法分层优化策略在开关磁阻电机中的应用[J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38(1):124-133.
- HUANG CH ZH, ZHANG W J, LI H W, et al. Application of multi-objective algorithm layered optimization strategy in switched reluctance motor[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(1): 124-133.
- [17] 杨成林, 张棋皓, 王浩. 基于对数分布参考点 LDRP 的分解多目标进化 MOEA/D 算法实现模拟电路故障参数估计[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(2):119-128.
- YANG CH L, ZHANG Q H, WANG H. Fault parameter estimation of analog circuits using the decomposed multi-objective evolutionary algorithm MOEA/D based on logarithmic distribution reference points LDRP [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(2):119-128.
- [18] 乔贵方, 蒋欣怡, 高春晖, 等. 基于多目标优化的工业机器人位置与姿态精度提升方法[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(12):217-224.
- QIAO G F, JIANG X Y, GAO CH H, et al. Method for improving position and attitude accuracy of industrial robots based on multi-objective optimization[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44 (12): 217-224.
- [19] 胡康琦, 马武彬, 戴超凡, 等. 一种基于改进 NSGA-III 的联邦学习进化多目标优化算法[J]. 计算机科学, 2025, 52(3):152-160.
- HU K Q, MA W B, DAI CH F, et al. Federated learning evolutionary multi-objective optimization algorithm based on improved NSGA-III[J]. Computer Science, 2025, 52(3):152-160.
- [20] 马苗洁, 孟昭亮, 张乐, 等. 基于多目标优化的 ISMA-CNN-BiLSTM 短期负荷预测[J]. 国外电子测量技术, 2023, 42(12):116-122.
- MA M J, MENG ZH L, ZHANG L, et al. Short-term load forecasting based on ISMA-CNN-BiLSTM multi-objective optimization [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2023, 42(12):116-122.
- [21] YIN CH, XUE T, HUANG X G, et al. Research on damages evaluation method with multi-objective feature extraction optimization scheme for M/OD impact risk assessment [J]. IEEE Access, 2019, 7: 98530-98545.
- [22] TAKAGI T, TAKADAMA K, SATO H. Weight vector arrangement using virtual objective vectors in decomposition-based MOEA[C]. 2021 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC), 2021: 1462-1469.

作者简介

高延, 博士研究生, 主要研究方向为超高速碰撞损伤评估、成像处理和机器学习。

E-mail: yan_gao2020@yeah.net

殷春, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为多目标进化优化、红外热成像测试、超高速撞击工程。

E-mail: chunyin@ uestc. du. cn

张昊, 工程师, 主要研究方向为装备维修检测和质量

管理。

E-mail: zhanghao-machine@163. com

黄雪刚(通信作者), 副研究员, 硕士生导师, 主要研究方向为超高速碰撞防护、航空航天装备损伤检测评估。

E-mail: emei-126@126. com

李文学, 硕士研究生, 主要研究方向为多物理场仿真和红外热成像检测。

E-mail: liwenxuw_uestc@163. com

彭啸, 硕士研究生, 主要研究方向为超高速撞击缺陷识别和红外图像处理。

E-mail: pengxiao_2023@ 126. com