引用格式：张阔, 殷春, 黄雪刚, 等. 基于振动−红外异构数据的航天器损伤证据深度学习抗冲突融合诊断 [J]. 电子科技大学学报, 2026, 55(4): 613-624.
Zhang Kuo, Yin Chun, Huang Xuegang, et al. Anti-conflict fusion diagnosis of spacecraft damage based on evidential deep learning vibration-infrared heterogeneous data[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2026, 55(4): 613-624. (in Chinese)

基于振动−红外异构数据的航天器损伤证据深度学习抗冲突融合诊断

张 阔[1]，殷 春[1*]，黄雪刚[2]，张 昊[3]，刘俊洋[1]，彭 啸[2]

（1. 电子科技大学自动化工程学院，成都 611731；2. 飞行器流体物理重点实验室，绵阳 621000；3. 中国人民解放军 32382 部队，北京 100071）

摘要：为突破单一监测手段在航天复杂环境下信息感知的局限性，利用异构数据实现优势互补成为必然趋势。针对航天器损伤诊断中振动−红外异构数据面临的强噪声干扰与源间信息冲突问题，传统融合方法因缺乏不确定性度量易引发“高置信度误判”风险。对此，提出一种基于证据深度学习（EDL）的抗冲突融合诊断框架。首先，构建双流视觉 Transformer（ViT）骨干网络，分别提取红外图像的损伤纹理与振动时频图的瞬态能量特征，并将网络输出映射为狄利克雷分布以量化不确定性；其次，设计非线性信度门控机制，根据不确定性动态修正基本概率分配，自适应阻断不可信信源干扰；最后，通过加权证据融合策略实现决策级融合。实验结果表明，该方法在振动−红外异构数据集上的总体诊断准确率达到 98.26%，实现了对单信源性能的全面超越；特别针对单一振动模态易漏检的微小裂纹损伤，融合识别率从 82.1% 提升至 92.9%，有效解决了异构数据融合中的合成悖论难题。

关键词：航天器损伤；异构数据融合；证据深度学习；不确定性量化；故障诊断
中图分类号：TN215 **文献标志码：**A DOI: 10.12178/1001-0548.2026001

Anti-conflict fusion diagnosis of spacecraft damage based on evidential deep learning vibration-infrared heterogeneous data

ZHANG Kuo[1], YIN Chun[1*], HUANG Xuegang[2], ZHANG Hao[3], LIU Junyang[1], and PENG Xiao[2]

(1. School of Automation Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731, China;
2. National Key Laboratory of Aerospace Physics in Fluids, Mianyang 621000, China;
3. Unit 32382 of the Chinese PLA, Beijing 100071, China)

Abstract: The utilization of heterogeneous data is essential for spacecraft damage diagnosis, yet traditional fusion methods suffer from high-confidence misclassification due to strong noise and inter-source conflicts. To address these issues, an anti-conflict fusion framework based on evidential deep learning (EDL) is proposed. A two-stream vision transformer (ViT) backbone is employed to extract damage textures from infrared images and transient energy features from vibration time-frequency diagrams, whose outputs are mapped to a Dirichlet distribution for uncertainty quantification. Furthermore, a nonlinear belief gating mechanism is designed to dynamically adjust probability assignments based on uncertainty, adaptively suppressing interference from unreliable sources. Experimental results demonstrate that the proposed method achieves an overall diagnosis accuracy of 98.26% on the heterogeneous dataset, surpassing the performance of single-source methods. Specifically, the recognition rate for micro-cracks, which tend to be missed with a single vibration modality, is improved from 82.1% to 92.9%, effectively resolving the synthesis paradox in heterogeneous data fusion.

Key words: spacecraft damage; heterogeneous data fusion; evidential deep learning; uncertainty quantification; vibration-infrared diagnosis.

随着人类航天活动的日益频繁，近地轨道环境面临前所未有的挑战。航天器长期在轨运行期间，不可避免地暴露于由微流星体与空间碎片（micro-meteoroid and orbital debris, MMOD）构成的复杂环境中，面临着极高的超高速撞击（hypervelocity impact, HVI）风险[1-3]。此类撞击事

收稿日期：2026−01−01
基金项目：国家自然科学基金（92571201, 62273074）；四川省科技厅杰出青年基金（2024NSFJQ0015）
作者简介：张阔，博士生，主要从事红外无损检测及深度学习方面的研究。
*通信作者 E-mail: chunyin@uestc.edu.cn

件通常涉及弹丸与防护结构在极短瞬间内的剧烈相互作用，具有极高的瞬态动能，可在微秒级时间内引发材料的相变、层裂甚至穿孔，对航天器防护结构造成不可逆的物理损伤。研究表明，受撞击速度、角度及材料属性等参数耦合影响，航天器结构的损伤模式呈现出极大的多样性与跨尺度特征，包括防护屏的穿孔、后面板的凹坑、微裂纹扩展以及复合材料的层间脱粘等[4-5]。

航天器在轨维护与全生命周期健康巡检的工程实践中，单纯的“损伤检测”与精细化的“损伤分类”对维护决策具有截然不同的指导意义。传统的检测技术往往仅能充当“报警器”，其核心任务是提示地面人员“发生了异常”，但无法精确提供关于损伤的具体信息。然而，高精度的损伤分类才是制定差异化维修策略的前提：如结构表面的浅层磨损或微小凹坑可能无需立即干预，仅需纳入定期监测计划；而微小的穿孔则直接导致气密性丧失，需立即执行密封操作[6]。若将致命的穿孔误分类为良性的磨损，将导致灾难性的决策。因此，如何在复杂工况下，通过对异构数据的深度挖掘与分类决策优化，进一步提升损伤辨识的准确率与系统的抗冲突鲁棒性，已成为当前亟待攻克的技术难点。

针对航天器在轨损伤高可靠检测需求，现有传统检测技术均面临特定的适用性瓶颈。具体而言，光学视觉检测易受在轨极端光照（如阴影与反光）干扰且无法穿透识别亚表面缺陷；声发射技术侧重于瞬态事件监测而难以评估已静止的历史损伤；而太赫兹光谱成像虽对非极性材料穿透性优异，但现有系统普遍存在成像视场小、扫描速度慢的问题[7]。相比之下，本文选用的“振动−红外”异构组合不仅规避了接触式测量的限制，更具备显著的“时空频多维互补”优势：即利用振动信号的时频图捕捉结构整体刚度变化的全局动力学信息，配合红外热像图所呈现的局部热扩散纹理，构成“全局报警−局部精查”的完备诊断链条，且二者在数据形态上易于通过深度学习实现异构特征的深层对齐与融合。振动检测技术通过提取振动信号的时频域特征，反映结构的整体动力学异常[8]；而红外热成像技术则通过表征材料表面及近表层的热扩散差异，能够快速定位局部热损伤区域[9]。然而，单一物理信源在面对复杂损伤分类时存在天然局限：振动信号虽对整体结构刚度变化敏感，但对微小表面损伤的频响差异极微，且极易受航天器运行背景噪声淹没；红外热像虽能直观成像表面缺陷，但受限于拍摄距离与环境温度梯度，难以解析损伤的深度与内部结构信息[10-11]。

为了突破单一信源的性能瓶颈，融合多源异构信息的联合诊断策略应运而生[12-14]。通过综合利用振动信号的全局结构信息与红外图像的局部空间纹理信息，从物理层面实现优势互补。与此同时，深度学习技术的演进为异构数据的自动解析提供了强大工具[15-16]。特别是视觉 Transformer（ViT）的出现，标志着特征提取范式的重大转变。凭借其核心的自注意力机制（self-attention），ViT 突破了传统卷积网络受限于局部感受野的桎梏，能够捕捉跨尺度、长距离的全局依赖特征，这一特性使其在处理高混淆度的异构特征协同分类任务中展现出巨大潜力[17]。文献 [18] 提出双路径 ViT 模型，通过空间−通道自注意力与交叉注意力机制实现双视角图像的特征增强与融合，提升了脑卒中辅助诊断的精度。文献 [19] 构建了结合 ViT 与 CNN 的深度网络，利用 ViT 的全局语义建模优势弥补卷积局限，有效提升了复杂工业场景下异常图像的检测鲁棒性。文献 [20] 详细阐述了 ViT 在细粒度图像分类中的应用，指出 ViT 架构在提取微小判别性特征、解决高相似度类间混淆问题上具有显著潜力。文献 [21] 构建 Dual ViT-DSUNET 模型，通过双视觉 Transformer 架构融合多模态 MRI 数据，全面捕捉肿瘤异质性特征，实现了脑肿瘤的高精度分割。以上研究进一步证实，在面对航天器损伤样本稀缺及不同损伤模式特征高度相似（模式混淆）的严峻挑战时，利用 ViT 强大的全局建模能力挖掘深层异构判别性特征来解决此类高难度损伤分类任务，有着巨大应用潜力。

然而，上述研究大多直接沿用标准 ViT 架构（如 ViT-Base），缺乏归纳偏置的特性导致模型本质上属于“数据饥渴型”架构，必须依赖海量外部数据集（如 ImageNet）进行大规模预训练才能建立基础的视觉感知能力。这在真实航天损伤样本极端稀缺且无法获取同源预训练数据的场景下，极易陷入过拟合困境。此外，在轨极端环境易引发传感器老化或强噪声干扰，导致振动与红外数据之间产生“源间信息冲突”。传统融合策略通常预设所有数据完全可靠，缺乏对预测结果“可信度”的量化能力。当输入高置信度的噪声数据时，模型易产生“盲目自信”并被不可信信源误导，严重威胁航天器的在轨运行安全。

针对上述挑战，本文提出一种基于振动−红外异构数据的航天器损伤证据深度学习（evidential deep learning, EDL）抗冲突融合诊断框架。此方法

旨在通过引入局部归纳偏置改进 ViT 架构，解决小样本下的微弱特征提取难题；并进一步利用证据理论将神经网络输出映射为狄利克雷分布，显式量化各异构信源的认知不确定性，以此为基础构建自适应抗冲突融合机制，在源间冲突工况下实现对不可信证据的自动抑制与鲁棒决策。

1　基于振动–红外异构数据的航天器损伤证据深度学习抗冲突融合诊断框架

本文提出的 EDL 抗冲突融合诊断框架如图 1 所示。针对航天器复杂损伤模式的精细化分类与辨识任务，受限于极端的服役环境，监测数据呈现典型的“小样本、非均衡”特性，且微裂纹、磨损等细粒度损伤在特征空间中高度混淆，传统方法难以实现高精度的类别划分。此外，单一传感器易受环境噪声干扰失效，而引入异构数据融合虽能拓展信息维度，但在异构传感器出现“源间信息冲突”时，传统 D-S 证据理论易陷入“合成悖论”，导致严重的分类决策错误。在特征提取层面，相比于受限于局部感受野的卷积神经网络（CNN），视觉 Transformer（ViT）在处理本研究涉及的物理场数据时具有显著的机理优势：超高速撞击产生的振动时频信号具有跨尺度的频率依赖性，高频瞬态冲击与低频模态响应在图像空间上距离极远但物理耦合，ViT 基于自注意力机制的全局感受野能够有效捕捉这种长距离依赖；同时，针对表现为热扩散场的红外损伤数据，ViT 能够对像素间的灰度衰减关系进行全局建模，比关注锐利边缘的 CNN 更精准地重构符合热力学规律的热分布拓扑。综合考虑星载嵌入式平台对功耗与算力的严苛约束，本文选取轻量且高效的 ViT-Tiny 作为骨干网络。然而，纯 ViT 架构因缺乏局部归纳偏置，通常需要海量数据预训练才能收敛。

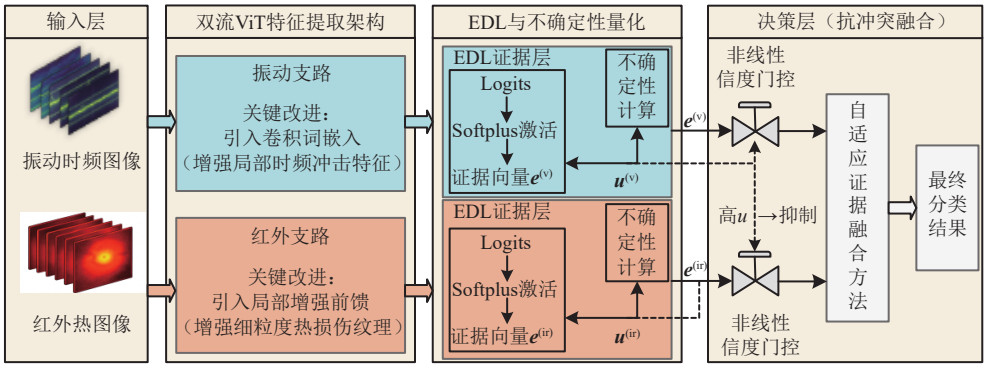


图 1　本文方法流程框架图

为此，本文通过在 ViT 中显式注入卷积算子以引入平移不变性，构建了一种无需依赖大规模预训练即可在小样本上从头训练的轻量化架构。 具体流程如图 2 所示，系统并行输入振动时频图像与红外热图像，核心改进策略包括：1）特征层。向 ViT-Tiny 架构中嵌入卷积算子以引入局部归纳偏置，增强微弱损伤解析能力；2）决策层。利用证据理论量化不确定性，设计非线性信度门控修正基本概率分配，通过加权证据融合规则自适应抑制不可信信源的干扰。

1.1　改进的双流 ViT 特征提取网络

ViT 系列包含多种不同参数规模的模型，如 ViT-Base、ViT-Large、ViT-Tiny 和 ViT-Huge 等。其中，ViT-Tiny 的参数量最小、推理速度最快。考虑到航天器星载计算平台在功耗、存储及算力等方面的严苛约束，为了满足在轨实时诊断的需求，本文选用 ViT-Tiny 作为双流特征提取的基础骨干网络。相较于 ViT-Base，ViT-Tiny 将嵌入维度缩减至 192，多头注意力数量减为 3，极大地降低了计算复杂度，是在资源受限场景下平衡性能与效率的理想选择。尽管标准 ViT-Tiny 保留了 Transformer 强大的全局建模能力，但其在处理样本稀缺且特征细微的航天器损伤数据时，仍面临过拟合风险及局部细节捕捉不足的问题。

标准的 ViT-Tiny 模型主要由切片嵌入（Patch Embedding）、Transformer 编码器（Encoder）和多层感知机（multilayer perceptron, MLP）分类头组成。其核心机制是将输入图像分割为固定大小的非重叠分块，通过线性投影映射为向量序列以保留位置信息；随后利用堆叠的多头自注意力机制（multi-headSelf-attention, MSA）与前馈神经网络（feedforward neural network, FFN），结合层归一化（Layer Norm）与残差连接（Residual Connection），实现对图像长距离全局依赖关系的

有效捕获。

针对航天器损伤诊断中面临的小样本过拟合及微弱特征提取难题，本文以 ViT-Tiny 为基础架构，对其进行了针对性的结构重构与优化。由于标准 ViT 的非重叠切片操作破坏了图像的局部连续性，且缺乏卷积神经网络固有的归纳偏置，模型在少样本条件下难以收敛。因此，本文对 ViT-Tiny 进行了如下核心改进。1）设计 CA-ConvStem 卷积词嵌入模块替代传统的线性投影层，在保留全局感受野的同时引入平移不变性，增强对局部物理特征的提取能力；2）在编码器中引入局部增强前馈网络（locally-enhanced feed-forward network, LeFF），通过深度可分离卷积强化模型对微小损伤纹理的解析精度；3）构建证据层（Evidence Layer）替代传统的 Softmax 层，将网络输出映射为非负证据向量。这一改进不仅实现了分类决策，更为后续的源间抗冲突融合提供了显式的不确定性量化基准。改进的双流 ViT 特征提取网络结构如图 2 所示。

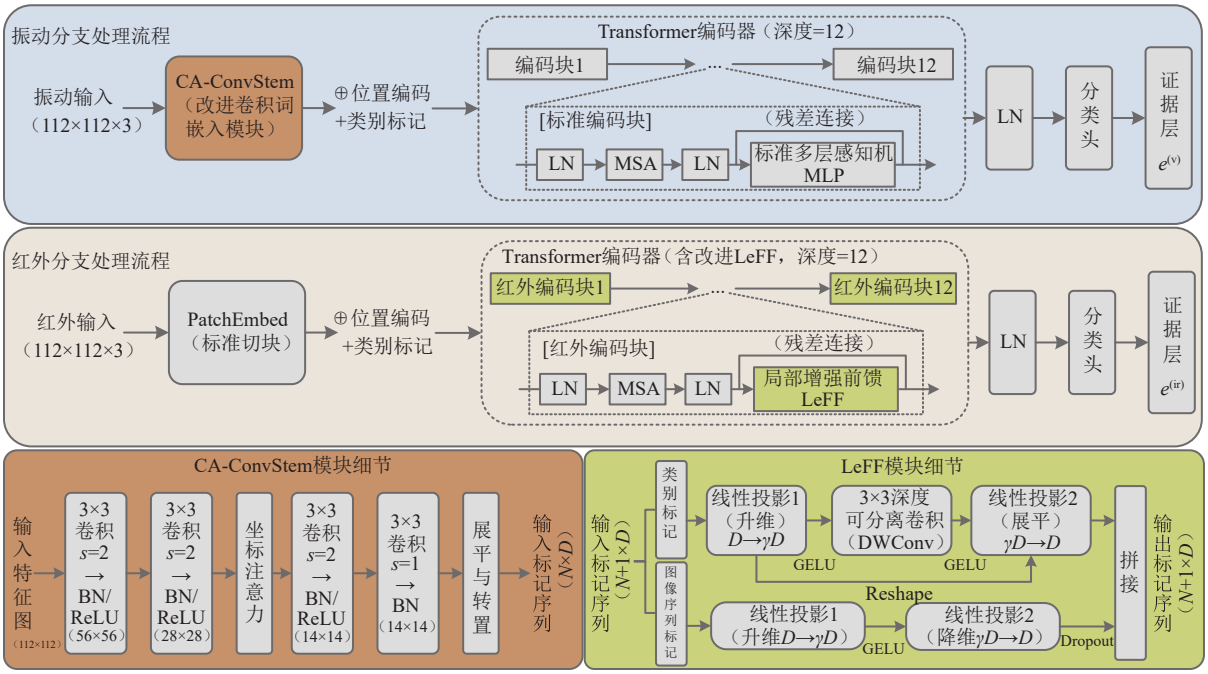


图 2　改进的双流 ViT 特征提取网络结构

1.1.1　CA-ConvStem 卷积词嵌入模块

标准 ViT 采用大步长的线性投影将输入图像划分为非重叠切片（Non-overlapping Patch），这种硬划分方式切断了图像块边缘的像素关联，导致模型在浅层难以捕捉细微损伤的局部纹理特征。针对此问题，本文基于级联卷积架构设计了融合坐标注意力（coordinate attention, CA）[22] 的卷积词嵌入模块（CA-ConvStem），如图 2 左下角所示，以滑动窗口方式提取具备平移不变性的底层物理特征。

该模块采用 4 级串联的卷积层逐步降低特征图分辨率并提升通道维度。设输入振动时频图像为 $\boldsymbol{X}\in\mathbb{R}^{C\times H\times W}$，其中 C 为输入通道数，H 和 W 为图像的高度和宽度。第 l 级卷积操作 $\mathcal{F}_{\text{conv}}^{(l)}$ 可表示为：

$$\boldsymbol{F}_l=\sigma_r(\mathrm{BN}(\boldsymbol{W}_l*\boldsymbol{F}_{l-1}+\boldsymbol{b}_l)) \tag{1}$$

式中，$\boldsymbol{F}_l$ 表示第 l 层的输出特征图，$\boldsymbol{F}_0=\boldsymbol{X}$；$*$ 表示卷积运算；$\boldsymbol{W}_l$ 和 $\boldsymbol{b}_l$ 分别为第 l 层的卷积核权重矩阵与偏置向量；$\mathrm{BN}(\cdot)$ 为批归一化操作；$\sigma_r(\cdot)$ 为 ReLU 激活函数。

为了增强模型对振动频谱中特定共振频带（对应图像高度轴 H）以及瞬态冲击信号（对应图像宽度轴 W）的定位能力，本文在卷积流中嵌入了坐标注意力机制。不同于传统通道注意力（如 SE-Block）将空间信息压缩为单一标量，CA 模块利用两个一维全局平均池化层分别沿水平方向（X 轴）和垂直方向（Y 轴）聚合特征，以保留长距离的位置依赖关系。

对于输入特征图 $\boldsymbol{F}\in\mathbb{R}^{C\times H\times W}$，其第 c 个通道在高度 h 处的垂直方向统计量 $z_c^h(h)$ 和在宽度 w 处的水平方向统计量 $z_c^w(w)$ 分别计算为：

$$\begin{cases} z_c^h(h)=\dfrac{1}{W}\displaystyle\sum_{0\leqslant i<W}F_c(h,i) \\ z_c^w(w)=\dfrac{1}{H}\displaystyle\sum_{0\leqslant j<H}F_c(j,w) \end{cases} \tag{2}$$

式中，$F_c(h,i)$ 表示特征图第 c 通道在坐标 (h,i) 处的像素值。

随后，将生成的两个方向的特征聚合向量$\boldsymbol{z}^h \in \mathbb{R}^{C\times H\times 1}$与$\boldsymbol{z}^w \in \mathbb{R}^{C\times 1\times W}$进行空间拼接，并通过共享的$1\times 1$卷积变换函数$\mathcal{C}_1$与 Hard-Swish 激活函数$\delta(\cdot)$生成中间特征映射$\boldsymbol{f}_m$：

$$\boldsymbol{f}_m = \delta\left(\mathrm{BN}\left(\mathcal{C}_1\left([\boldsymbol{z}^h, (\boldsymbol{z}^w)^{\mathrm{T}}]\right)\right)\right) \tag{3}$$

式中，$[\cdot,\cdot]$表示沿空间维度的拼接操作；$\boldsymbol{f}_m \in \mathbb{R}^{C/r\times(H+W)}$为降维后的中间特征，$r$为通道缩减率。

再将$\boldsymbol{f}_m$沿空间维度拆分为$\boldsymbol{f}_m^h \in \mathbb{R}^{C/r\times H}$和$\boldsymbol{f}_m^w \in \mathbb{R}^{C/r\times W}$，并分别利用独立的$1\times 1$卷积$\mathcal{C}_h$和$\mathcal{C}_w$恢复通道维度，配合 Sigmoid 激活函数$\mathcal{S}(\cdot)$生成最终的注意力权重向量$\boldsymbol{g}^h$和$\boldsymbol{g}^w$：

$$\boldsymbol{g}^h = \mathcal{S}\left(\mathcal{C}_h(\boldsymbol{f}_m^h)\right), \quad \boldsymbol{g}^w = \mathcal{S}\left(\mathcal{C}_w(\boldsymbol{f}_m^w)\right) \tag{4}$$

最终，通过广播机制将注意力权重作用于原始输入特征，得到具备位置感知能力的增强特征$\boldsymbol{Y}^{(\mathrm{vib})}$：

$$Y_c^{(\mathrm{vib})}(i,j) = F_c(i,j)\, g_c^h(i)\, g_c^w(j) \tag{5}$$

式中，$Y_c^{(\mathrm{vib})}(i,j)$为输出特征图在第$c$通道、坐标$(i,j)$处的像素值；$g_c^h(i)$和$g_c^w(j)$分别为对应位置在高度和宽度方向上的注意力权重系数。该机制使网络在特征提取初期即可自动聚焦于含有损伤信息的高信噪比通道与空间区域，有效抑制了背景噪声干扰。

1.1.2　局部增强前馈网络 LeFF

标准 Transformer 编码器中的前馈网络通常由两个全连接层（linear layer）和非线性激活函数组成，其计算方式是对每个标记（token）进行独立的点对点（point-wise）变换。这种处理方式虽然保留了全局语义信息，但割裂了红外热像中像素点之间的空间邻域联系，导致模型难以捕捉如超高速撞击产生的微小撞击坑热扩散晕等具有局部连续性的纹理特征。针对此缺陷，本文引入局部增强前馈网络（locally-feed-forward enhanced, LeFF）[23]，在特征映射空间中显式注入深度卷积算子，以引入空间归纳偏置，其结构如图 2 右下角所示。

设红外分支多头自注意力层输出的特征序列为$\boldsymbol{Z}_{\mathrm{in}}^{(\mathrm{ir})} \in \mathbb{R}^{N\times D}$，其中$N$为标记数量（包含 1 个类别标记$\boldsymbol{z}_{\mathrm{cls}}^{(\mathrm{ir})}$和$N-1$个图像标记$\boldsymbol{Z}_{\mathrm{img}}^{(\mathrm{ir})}$），$D$为嵌入维度。LeFF 的计算过程分为线性投影、空间卷积增强、线性恢复 3 个阶段。

首先，通过第一层线性投影将特征维度扩展至γD（本文取扩展比$\gamma = 4$），并应用 GELU 激活函数：

$$\boldsymbol{H}_{\mathrm{proj}}^{(\mathrm{ir})} = \sigma_g\left(\boldsymbol{Z}_{\mathrm{img}}^{(\mathrm{ir})}\boldsymbol{W}_1^{(\mathrm{ir})} + \boldsymbol{b}_1^{(\mathrm{ir})}\right) \tag{6}$$

式中，$\boldsymbol{W}_1^{(\mathrm{ir})} \in \mathbb{R}^{D\times\gamma D}$和$\boldsymbol{b}_1^{(\mathrm{ir})} \in \mathbb{R}^{\gamma D}$分别为权重矩阵与偏置向量；$\sigma_g(\cdot)$为 GELU 激活函数；$\boldsymbol{H}_{\mathrm{proj}}^{(\mathrm{ir})} \in \mathbb{R}^{(N-1)\times\gamma D}$为扩展后的隐藏层特征。

为了捕获红外图像的局部空间特征，需将序列化的特征还原为二维空间结构。通过空间重组算子$\mathcal{R}(\cdot)$将$\boldsymbol{H}_{\mathrm{proj}}^{(\mathrm{ir})}$重塑为特征图$\boldsymbol{V}_{2D}^{(\mathrm{ir})} \in \mathbb{R}^{\gamma D\times\sqrt{N-1}\times\sqrt{N-1}}$。随后，利用$3\times 3$深度卷积DWConv(·)对特征图进行空间滤波：

$$\boldsymbol{V}_{\mathrm{local}}^{(\mathrm{ir})} = \mathrm{DWConv}\left(\boldsymbol{V}_{2D}^{(\mathrm{ir})}, \boldsymbol{K}_{\mathrm{dw}}^{(\mathrm{ir})}\right) \tag{7}$$

式中，$\boldsymbol{K}_{\mathrm{dw}}^{(\mathrm{ir})}$为卷积核尺寸为$3\times 3$的深度卷积滤波器。深度卷积对每个通道独立进行空间卷积，在极低参数量增加的前提下建立了特征点与其3×3邻域像素的关联，有效提取了红外损伤区域的边缘梯度与纹理细节。

提取完成后，通过展平操作$\mathcal{F}(\cdot)$将特征图还原为序列形式，并通过第二层线性投影将维度恢复至D：

$$\boldsymbol{Z}_{\mathrm{rec}}^{(\mathrm{ir})} = \mathcal{D}\left(\mathcal{F}(\boldsymbol{V}_{\mathrm{local}}^{(\mathrm{ir})})\boldsymbol{W}_2^{(\mathrm{ir})} + \boldsymbol{b}_2^{(\mathrm{ir})}\right) \tag{8}$$

式中，$\boldsymbol{W}_2^{(\mathrm{ir})} \in \mathbb{R}^{\gamma D\times D}$和$\boldsymbol{b}_2^{(\mathrm{ir})} \in \mathbb{R}^{D}$为输出层参数；$\mathcal{D}(\cdot)$为 Dropout 正则化操作；$\boldsymbol{Z}_{\mathrm{rec}}^{(\mathrm{ir})}$为经局部增强后的图像标记序列。

对于不具备空间属性的类别标记$\boldsymbol{z}_{\mathrm{cls}}^{(\mathrm{ir})}$，LeFF 保持其处理路径与标准前馈网络一致，仅通过线性层变换而不参与卷积操作，得到$\boldsymbol{z}'^{(\mathrm{ir})}_{\mathrm{cls}}$。最终，利用拼接算子Concat(·)将处理后的类别标记与图像标记融合，得到 LeFF 模块的最终输出$\boldsymbol{Y}^{(\mathrm{ir})}$：

$$\boldsymbol{Y}^{(\mathrm{ir})} = \mathrm{Concat}\left(\boldsymbol{z}'^{(\mathrm{ir})}_{\mathrm{cls}}, \boldsymbol{Z}_{\mathrm{rec}}^{(\mathrm{ir})}\right) \tag{9}$$

通过上述机制，LeFF 在保留 ViT 全局建模能力的同时，显著增强了红外分支对微小损伤目标的局部感知能力，弥补了纯注意力机制在细粒度纹理特征提取上的不足。

1.1.3　证据层

为了克服传统 Softmax 分类器只能输出归一化点估计概率且无法度量模型“认知盲区”的局限，本文在改进 ViT 网络的末端构建了基于证据理论的分类层。依据主观逻辑理论，神经网络的输出不再被视为单一的概率分布，而是通过非负变换映射为证据向量（Evidence Vector），用于参数化狄利克雷分布（Dirichlet Distribution）。

具体而言，设特征提取网络输出的原始逻辑值向量（Logits）为$\boldsymbol{o} = [o_1, o_2, \cdots, o_{K_d}]$，其中$K_d$为损

伤类别总数。为了满足证据强度的非负性约束（即$\forall k, e_k \geqslant 0$），并防止在训练初期因逻辑值过大导致梯度爆炸，本文摒弃了传统的 Softmax 函数，转而采用引入缩放机制的 Softplus 激活函数计算第k类损伤的证据量e_k：

$$e_k = \text{Softplus}(o_k) = \ln\left(1 + \exp\left(\frac{o_k}{\tau}\right)\right) \tag{10}$$

式中，τ为逻辑值缩放因子，用于调节证据生成的敏感度并增强数值稳定性。该操作将深度神经网络提取的抽象语义特征转化为非负的证据度量，构建了连接深度特征空间与证据理论决策空间的桥梁，值得注意的是，输入后续决策层的并非归一化的概率分布，而是该非负证据向量。它允许模型在特征缺失时输出全零证据，从而避免了传统 Softmax 在未知工况下的强制归一化与盲目自信，为后续基于狄利克雷分布的异构信源认知不确定性量化与源间抗冲突融合奠定了坚实的数学基础。

1.2 不确定性感知自适应证据融合方法

针对传统深度学习模型在异构数据决策中缺乏对“认知盲区”的度量，以及传统 D-S 证据理论在处理源间高冲突证据时易陷入“合成悖论”的难题，本文提出一种基于证据深度学习的自适应抗冲突融合机制。该机制通过显式量化各异构信源的认知不确定性，利用非线性信度门控动态修正融合权重，从理论上赋予了系统在强干扰环境下的鲁棒纠错能力。其原理如图 3 所示。

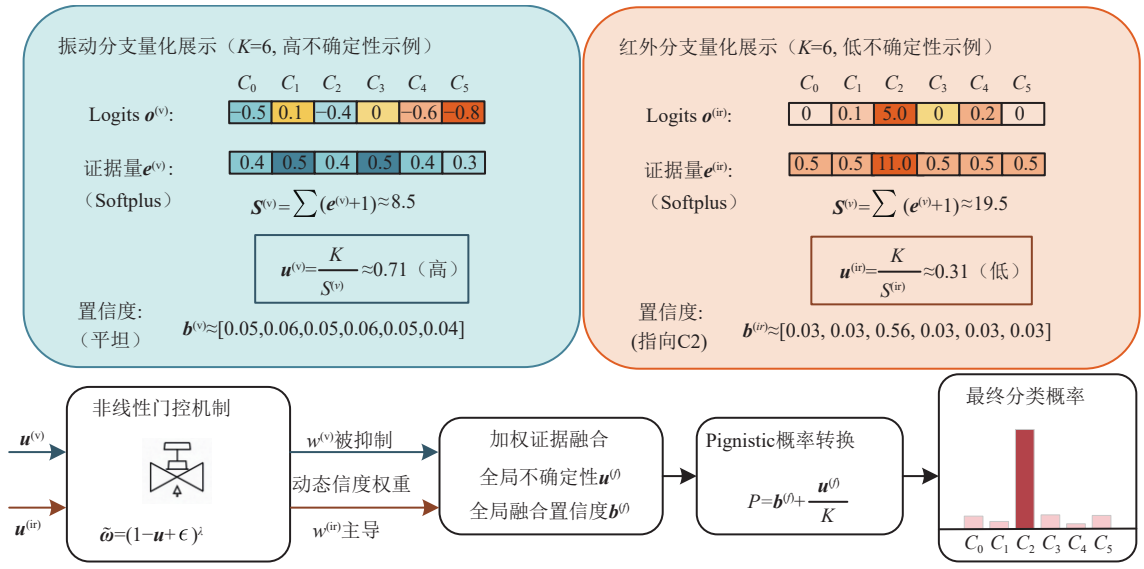


图 3 基于证据深度学习的自适应抗冲突融合机制原理示意图

依据证据深度学习（EDL）理论[24]，多分类任务的神经网络输出可被建模为狄利克雷分布（Dirichlet Distribution）的参数。对于异构信源$m \in \{\text{vib,ir}\}$（分别代表振动与红外分支），设其经过证据层输出的非负证据向量为$\boldsymbol{e}^{(m)} = [e_1^{(m)}, e_2^{(m)}, \cdots, e_K^{(m)}]$，则该信源对应的狄利克雷分布参数$\boldsymbol{\alpha}^{(m)}$定义为：

$$\boldsymbol{\alpha}_k^{(m)} = \boldsymbol{e}_k^{(m)} + 1 \tag{11}$$

式中，$\boldsymbol{\alpha}_k^{(m)}$表征了信源$m$对第$k$类损伤的有效观测证据量。该信源的总证据强度$S^{(m)}$为所有类别参数之和：$S^{(m)} = \sum_{k=1}^{K} \boldsymbol{\alpha}_k^{(m)}$。基于此，将预测结果分解为特定类别的置信度（belief mass, $\boldsymbol{b}$）和信源整体的认知不确定性（epistemic uncertainty, $\boldsymbol{u}$）：

$$\boldsymbol{b}_k^{(m)} = \frac{\boldsymbol{e}_k^{(m)}}{S^{(m)}}, \quad \boldsymbol{u}^{(m)} = \frac{K}{S^{(m)}} \tag{12}$$

上述变量满足归一化约束$\sum_{k=1}^{K} \boldsymbol{b}_k^{(m)} + \boldsymbol{u}^{(m)} = 1$。$\boldsymbol{u}^{(m)}$是衡量物理信源数据可信度的核心指标。在物理上特指“认知不确定性”。它客观量化了当前观测信号中“有效损伤特征的缺失度”。当传感器失效或强噪声掩盖导致输入信号中缺乏足以支撑分类的物理特征时，即所有$\boldsymbol{e}_k^{(m)} \to 0$，此时$S^{(m)} \to K$，进而推导出$\boldsymbol{u}^{(m)} \to 1$，表明模型处于“认知盲区”，即当前信源不可信；反之，若特征清晰，则$\boldsymbol{u}^{(m)} \to 0$。

为了从源头上阻断高不确定性不可信信源对决策的误导，本文设计了基于不确定性调节的动态信度加权策略。不同于传统 D-S 规则的等权或静态加权处理，该策略利用幂函数对高不确定性证据进行非线性惩罚。定义信源m的原始信度系数$\tilde{\omega}^{(m)}$为：

$$\tilde{\omega}^{(m)} = (1 - \boldsymbol{u}^{(m)} + \epsilon)^{\lambda} \tag{13}$$

式中，λ为不确定性抑制因子，用于控制对高噪信源的惩罚力度（本文取$\lambda = 3.0$）；ϵ为数值稳定常数。该机制具有显著的抗干扰特性：当某模态的不确定性$\boldsymbol{u}^{(m)}$升高时，其信度系数$\tilde{\omega}^{(m)}$将呈高阶幂指数级衰减，从而实现对失效模态权重的“软截断”。

在此基础上，计算各信源的归一化融合权重$\omega^{(m)}$，对各信源的置信向量$\boldsymbol{b}^{(m)}$和不确定性$\boldsymbol{u}^{(m)}$进行加权合成，得到全局融合置信度$\boldsymbol{b}^{(f)}$与全局不确定性$\boldsymbol{u}^{(f)}$：

$$\boldsymbol{b}_k^{(f)} = \sum_{m\in\{\mathrm{v,ir}\}} \omega^{(m)} \boldsymbol{b}_k^{(m)}, \quad \boldsymbol{u}^{(f)} = \sum_{m\in\{\mathrm{v,ir}\}} \omega^{(m)} \boldsymbol{u}^{(m)} \tag{14}$$

此时，融合结果仍处于证据空间，且包含未分配的剩余不确定性。为了将证据度量映射回概率空间以执行最终的分类决策，本文引入可传递信度模型中的 Pignistic 概率转换准则[25]。该准则主张将全局不确定性均匀分配至各个辨识框架内的单元素子集，从而获得用于决策的后验概率分布。第k类损伤的最终预测概率$P(y=k)$计算如下：

$$P(y=k) = \boldsymbol{b}_k^{(f)} + \frac{\boldsymbol{u}^{(f)}}{k} \tag{15}$$

通过上述机制，系统能够在源间冲突时自动感知并屏蔽不可靠的传感器分支，仅利用低不确定性的信源主导决策，有效解决传统融合方法在强干扰下的鲁棒性难题。

2　实验结果与讨论

2.1　实验设置

2.1.1　数据采集与典型损伤

为了获取具备真实物理特征的航天器损伤样本，本研究采用的实验试件均来源于课题组前期开展的模拟微流星体/轨道碎片（M/OD）超高速撞击实验，试件包含了从微裂纹到贯穿性穿孔等典型的真实物理损伤。基于上述预制备的真实损伤试件，本研究构建了集成光热激励与超声振动监测的实验平台，平台架构与典型试件如图 4 所示。实验选取航天器服役中常见的 5 种典型结构损伤作为分类对象，涵盖疲劳裂纹、撞击坑、结构分层、材料烧蚀及微小穿孔。这些损伤模式具有显著的形态差异与物理特性，能够充分验证模型对复杂特征的辨识能力。

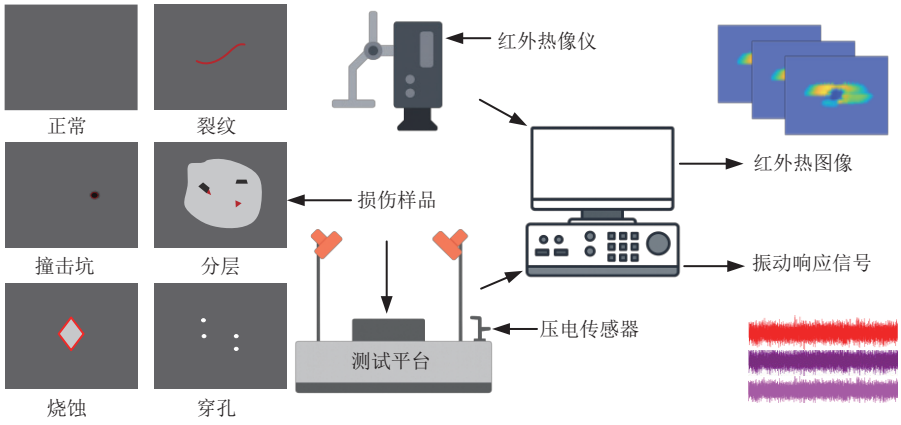


图 4　数据采集与典型损伤示意图

数据采集与预处理流程如下：红外热像仪在光热激励下捕获分辨率为 640×512 的二维瞬态热图序列；压电传感器以 250 kHz 采样率采集试件在超声激励下的表面振动响应信号。在预处理阶段，利用连续小波变换（CWT，窗长 1 024，重叠率 75%）将一维振动信号转化为时频特征图；同时对红外热图执行几何校正与尺寸归一化。最终，将处理后的数据配对生成振动–红外异构数据集，作为双流 ViT 证据网络的输入。

2.1.2　异构数据集构建

本研究构建了包含振动、红外及融合子集的振动–红外异构数据集，样本分布详见表 1。数据集涵盖航天器结构的 6 类典型健康状态：C0（无损伤）、C1（裂缝）、C2（撞击坑）、C3（分层）、C4（烧蚀）及 C5（穿孔）。鉴于超高速撞击（HVI）实验的不可逆性与高昂成本，大规模实测数据获取受限，因此本研究聚焦于小样本条件下的高质量特征构建，旨在验证算法在有限数据下的泛化性能。

在数据处理方面，振动数据子集包含 1 920 个训练样本与 480 个测试样本，均由原始信号经谱减法降噪及 CWT 变换生成的时频特征图构成，以保

留非平稳冲击特征；红外数据子集包含 1 680 个样本，经几何变换扩充以提升观测泛化性。两类单信源输入尺寸均归一化为112×112像素。选择该特定分辨率是基于工程与物理的双重考量：一方面，相比标准224×224输入，该尺寸将像素量降低了75%，大幅减少了星载嵌入式环境下的计算开销；另一方面，HVI 损伤特征（如红外热扩散晕与振动能量脊）主要集中于低频段，适度的降采样在保留关键物理语义的同时，有效抑制了高频背景噪声，且该尺寸能被 ViT 的 Patch Size （$P=8$） 整除，确保了特征切分的完整性。

表 1　振动–红外异构数据集数据分布

数据类型	数据子集	样本分布	总量
振动	训练集	C0, C1: 256; C2: 640 C3, C4: 128; C5: 512	1 920
	测试集	C0, C1: 64; C2: 160 C3, C4: 32; C5: 128	480
红外	训练集	均分 （6类×224）	1 344
	测试集	均分 （6类×56）	336
融合	测试集	C0, C1, C2, C5: 56 C3, C4: 32	288

为验证融合性能，构建了包含 288 个配对单元的融合测试集。考虑到振动（微秒级）与红外（秒级）响应在时间尺度上的巨大差异及工程监测中的异步特性，本文采用“标签一致性配对”（Label-Consistent Pairing）策略。即将同一损伤类别的异构图像随机组合，替代高成本的瞬态时空同步。这种基于语义对齐的构造方式降低了对硬件同步触发的依赖，迫使模型学习各物理信源在“类别语义”层面的内在互补关系，从而有效验证了诊断系统在非理想异步工况下的鲁棒性。

2.1.3　训练策略与评价指标

本研究的所有实验均基于 Windows10 操作系统与 PyTorch 1.7.1 深度学习框架实现。硬件计算平台搭载 Intel i5-12 400 处理器（16 GB 内存）及 NVIDIA GTX 1 650 SUPER 显卡。

模型训练采用 AdamW 优化器进行参数更新，以缓解过拟合风险。考虑到航天器损伤频谱特征与自然图像（如 ImageNet）存在显著的域差异，且为了验证改进模型在小样本下的特征提取效能，本研究采用“从头训练”策略，对所有网络参数进行随机初始化，不加载任何外部预训练权重。网络训练超参数配置见表 2。鉴于本文采用证据深度学习框架，损失函数选用基于狄利克雷分布的证据损失函数 （EDL Loss），该函数由预测误差项与 KL 散度正则化项组成，旨在引导网络输出符合狄利克雷分布的证据参数。训练过程中实施基于验证集准确率最大化的最优模型保存策略。

表 2　网络训练超参数设置

参数名称	配置值
初始学习率	1.0×10^{-5}
权重衰减	1.0×10^{-3}
批次大小	32
总迭代轮数	50
学习率调度策略	余弦退火策略
优化器	AdamW
激活函数	GELU
损失函数	EDL Loss

为全面评估诊断性能，本研究选取总体准确率（Accuracy） 作为核心量化指标，并引入混淆矩阵（Confusion Matrix） 分析各损伤类别的误判分布；此外，利用 t-SNE 算法对异构特征提取网络深层特征进行降维可视化，从特征空间的聚类分离度层面直观验证模型对复杂异构数据的表征能力。

2.2　特征提取网络性能评估

综合考虑航天器在轨计算约束与航天器细粒度损伤特征，选取 MobileNet-V3、EfficientNet-B1 及 Vision Transformer （ViT-Tiny）作为基准，与本文改进网络进行对比。为增强对微小损伤特征的捕捉能力，Transformer 类模型的 Patch Size 统一设定为 8。

实验结果见表 3 和图 5。标准 ViT-Tiny 因缺乏卷积神经网络固有的归纳偏置，在样本有限且信噪比低的红外数据任务下出现明显的过拟合现象。相比之下，本文方法通过引入卷积模块注入局部归纳偏置，在两类异构数据下均实现了最优精度（振动 97.50%，红外 90.48%）与最快收敛速度。对比 MobileNet-V3 与 EfficientNet-B1，本文模型在参数量仅为 5.56×10^{6} 的轻量级水平下，显著提升了特征提取的鲁棒性，在分类精度与计算效率之间取得了最佳平衡。

表 3　不同骨干网络在异构数据下参数量与分类性能对比

模型	参数量	振动数据准确率/%	红外数据准确率/%
MobileNet	4.18×10^{6}	70.83	86.61
EfficientNet	6.46×10^{6}	69.17	75.60
Vit	5.49×10^{6}	94.38	82.74
本文方法	5.56×10^{6}	97.50	90.48

为深入探究改进 ViT 模型在单一信源下的特征

提取效能与判别机理，验证模型能够从复杂的航天器损伤数据中提取出具有判别力的物理特征，本节综合采用了混淆矩阵（confusion matrix）、t-SNE 流形可视化以及注意力热力图（attention map）3 种方法，从分类精度、特征空间分布及网络关注区域 3 个维度对振动与红外两类数据进行了多维联合分析。

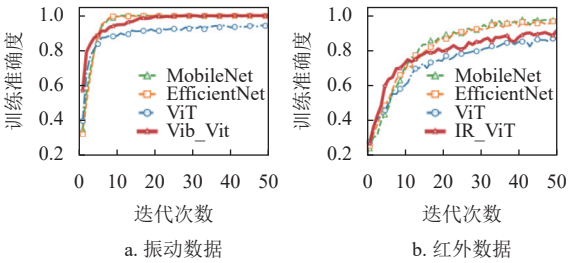


图 5　不同骨干网络的训练准确率收敛曲线对比

分类精度与特征分布分析基于测试集的定量评估结果如图 6 与图 7 所示。 从混淆矩阵的分类结果来看，两类异构数据表现出显著的性能互补性。振动数据在特定损伤类别（如类别 2 和 5）上展现出极高的识别精度（对角线样本数分别达 160 和 128），表明其对该类损伤激发的特定瞬态冲击或频率响应具有强敏感性；然而，该数据源在 C0 与 C1 之间存在明显的混淆（C0 的误判率较高），说明单一振动信号在处理频谱特征相似的微小损伤时，辨识度略显不足。红外数据则呈现出优异的全局稳定性，各类别准确率分布相对均衡，无明显的短板类别，体现了热成像特征在不同损伤程度下的鲁棒性。

这一结论在 t-SNE 特征可视化中得到了印证：红外特征簇呈现出高内聚、低耦合的分布态势，类间边界较为清晰；振动特征虽然在部分簇类上聚集紧密，但在模糊类别的边界处（如 C0 与 C1）存在数据点交叠现象。这表明红外特征具有更强的泛化能力，而振动特征则在局部细粒度识别上更具优势。

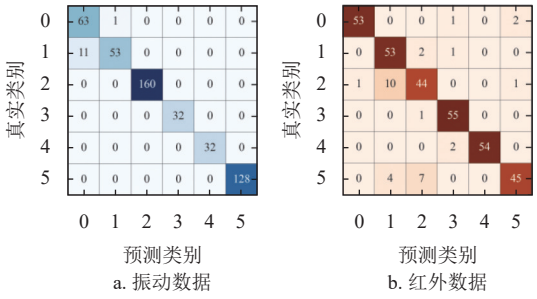


图 6　混淆矩阵测试结果

为进一步验证改进 ViT 模型学习到了具有物理意义的损伤表征，而非单纯拟合背景噪声。本研究提取了网络最后一层 Self-Attention 的注意力权重，并将其叠加至原始输入图像，生成注意力热力图，如图 8 所示。可视化结果直观地揭示了模型在不同信源下的判别机理：振动时频图中尽管原始时频图中存在全频段的背景噪声干扰，但改进后的网络能够自动锁定能量集中的特定共振频带（黄色水平条带）以及瞬态冲击信号区域。这表明引入的 CA-ConvStem 模块有效增强了模型对局部高频特征的捕捉能力，使其能够依据频域能量分布进行决策。在红外热图像中，网络精准聚焦于超高速撞击产生的高温核心区域及其周围的热扩散晕，而对低温背景区域给予了极低的关注度（深蓝色区域）。这种注意力分布与损伤的热力学物理特征高度一致。

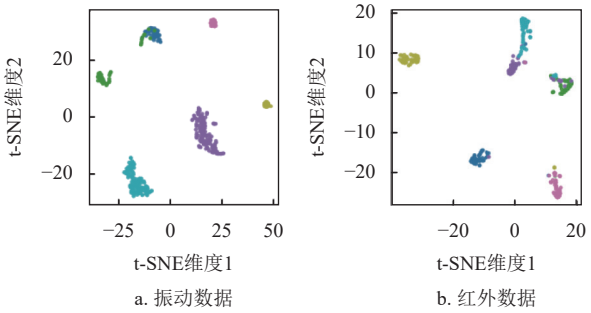


图 7　t-SNE 可视化结果

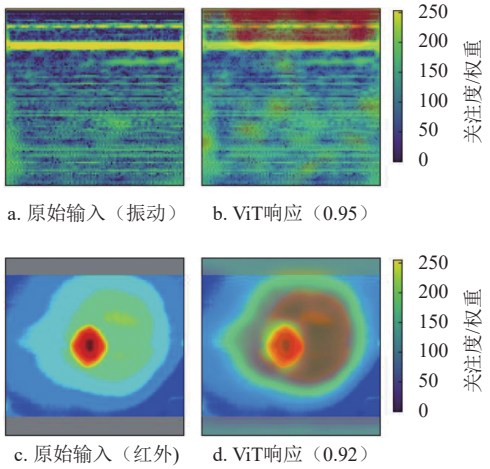


图 8　注意力热力图可视化

2.3　异构数据融合性能与鲁棒性分析

2.3.1　融合决策有效性验证

为验证本文提出的融合决策框架对航天器结构多类损伤识别的增益效果，在融合测试集上系统评估了单一振动信源、单一红外信源及融合模型的性能表现，实验结果如图 9 和表 4 所示，融合策略显

著提升了诊断系统的整体精度与鲁棒性。从宏观指标来看，单一振动分支的平均准确率为 96.18%，红外分支为 89.24%；而本文提出的融合模型通过有效整合异构特征，将平均准确率提升至 98.26%，实现了对单信源性能的全面超越。

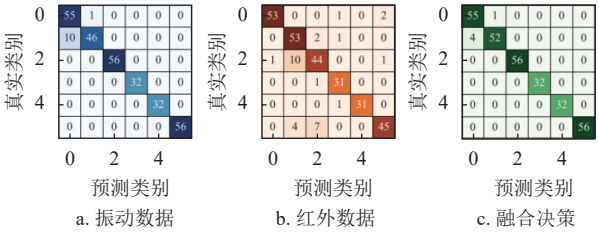


图 9 单信源与异构融合决策模型的混淆矩阵对比

表 4 各损伤类别上的识别精度统计 %

类别	振动精度	红外精度	融合精度
C0	98.2	94.6	98.2
C1	82.1	94.6	92.9
C2	100.0	78.6	100.0
C3	100.0	96.9	100.0
C4	100.0	96.9	100.0
C5	100.0	80.4	100.0

结合表 4 与图 9 的混淆矩阵深入分析可知，融合机制在解决单一模态“检测盲区”方面展现出了不可替代的优势。对于 C2（撞击坑）及 C5（穿孔）损伤，振动模态凭借对结构质量与刚度变化的全局敏感性，识别准确率均达到 100%；然而，红外模态受限于微小穿孔的热扩散效应不足及表面发射率变化的不确定性，在上述类别的准确率仅为 78.6% 和 80.4%，存在显著的漏检风险。反之，在检测 C1（裂纹）时，单一振动信号因频移特征微弱，极易与无损状态混淆（准确率跌至 82.1%），而红外热像对裂纹截面引起的热流阻断效应较为敏感，准确率高达 94.6%。这表明，在未知的在轨盲测工况下，依赖任何单一传感器均存在极高的检测失误风险。

本文提出的融合模型通过证据理论实现了“优势整合”。由表 3 可见，它在 C2-C5 类别上完美继承了振动的高精度（保持 100%），同时在 C1 上利用红外证据将识别率从 82.1% 大幅提升至 92.9%。虽然融合后 C1 的精度较红外单模态微降 1.7%，但这属于证据冲突处理机制下的正常物理表现，即系统在面对振动分支输出的错误证据时进行了保守的信度权衡，从而换取了全谱系的检测稳定性。最终，融合模型是唯一能在所有损伤类别上均维持 92% 以上高精度的方案，有效消除了单一信源的感知短板，更符合航天器高可靠性诊断的需求。

2.3.2 不确定性量化机制评估

传统深度学习分类器（如 Softmax）常面临“过度自信”问题，即对分布外或高噪样本仍输出高置信度预测，这为异构数据融合决策带来极大的误导风险。为验证证据深度学习（EDL）在不确定性量化方面的有效性，本实验向红外测试样本（真实类别为 C1 裂纹）中注入高斯噪声（$\sigma = 0.5$）模拟严重信源失效工况，对比分析了 Softmax 与 EDL 的输出响应，如图 10 所示。在强噪声干扰下，传统 Softmax 方法虽然将样本错误识别为 C3（磨损），但其输出的最高置信度仍高达 0.60，表现出严重的盲目自信，极易导致融合中心误判。相比之下，本文引入的 EDL 机制通过预测狄利克雷分布参数，在面对特征模糊的失效样本时，不仅将所有类别的证据质量（Belief Mass）压低至 0.1 以下，更输出了高达 0.59 的不确定性 u 值。这种对 u 值的有效度量，使得融合系统能够依据证据的可靠程度动态降低该不可信信源的权重，从而避免低质量证据主导最终决策，构建了“有效感知风险”的防御机制。

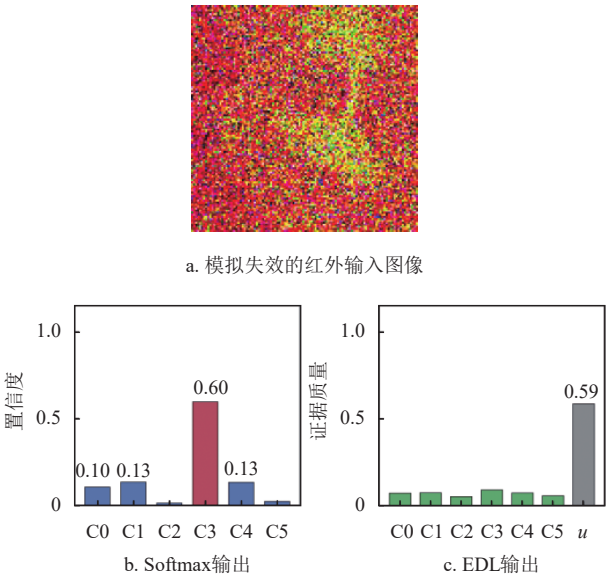


图 10 不确定性量化效果对比

2.3.3 源间冲突下的纠错能力分析

在航天器实际运行环境中，不同传感器受光照变化、机械共振等非平稳干扰影响，极易产生截然相反的诊断结果，即“源间信息冲突”。为验证系统在强冲突工况下的纠错能力，本节构建了包含不同强度噪声（$\sigma \in [0,0.5]$）的源间冲突测试子集，并重点对比了传统 D-S 证据理论融合（Softmax+

DS）与本文提出的不确定性感知融合策略的性能演变，结果如图 11 所示。

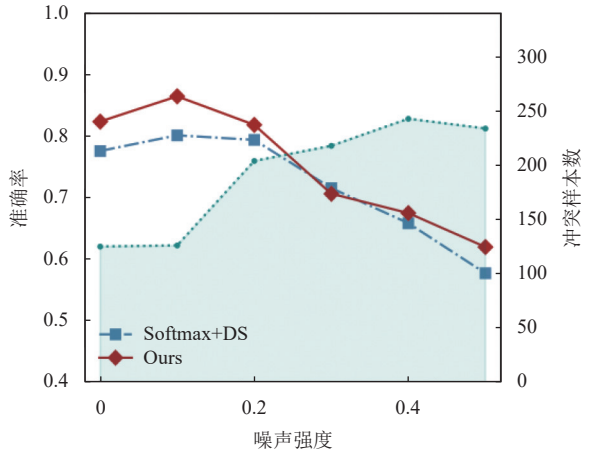


图 11　源间冲突样本数与融合策略准确率对比

实验结果表明，随着噪声强度的增加，信源间的冲突样本数（右轴青色虚线）呈显著上升趋势，从初始的 130 余例激增至 240 例以上，这对融合算法处理“高置信度冲突”的能力提出了严峻挑战。在基于 Softmax 的传统 D-S 融合框架中，基分类器无法度量认知不确定性，往往会对噪声样本输出盲目自信的预测概率，导致融合中心难以甄别证据的可信度，其准确率（蓝色点划线）随冲突加剧呈剧烈震荡下滑趋势。特别是在$\sigma = 0.3$时，准确率已跌至 0.70 左右，表明传统方法在强干扰下极易受到虚假高信度证据的误导。

相比之下，本文提出的不确定性感知自适应证据融合方法在全测试区间内展现出了良好的稳定性。通过引入非线性信度门控机制，该方法能够敏锐感知高噪信源的不确定性激增，并自适应地抑制不可信证据的融合权重。实验数据显示，即便在$\sigma \in [0.1, 0.2]$的高冲突增长区间，本文方法仍能将准确率维持在高位水平，优于传统方法。这一结果证明了基于证据学习的不确定性量化机制能够赋予系统更强的“风险自省”能力，有效解决 D-S 理论在处理高冲突证据时出现的合成悖论问题。

3　结束语

针对航天器损伤诊断中面临的小样本、强噪声干扰及高可靠性决策需求，本文提出了一种基于不确定性量化的自适应异构数据融合诊断框架。通过在 ViT 骨干网络中引入局部归纳偏置，增强了模型对微弱损伤特征的提取能力；更关键的是，在决策层构建了基于证据深度学习与非线性信度门控的融合机制。该机制摒弃了传统深度学习确定性输出的局限，通过量化各异构信源的认知不确定性动态修正融合权重，有效克服了单一信源失效或源间冲突引发的决策偏差。实验结果表明，该方法不仅在正常工况下实现了振动与红外特征的优势互补，更在极端冲突场景下展现出卓越的自动纠错与抗干扰能力，为资源受限条件下的航天器在轨健康监测提供了高可信的技术解决方案。

此外，本文构建的“物理特征提取–证据抗冲突决策”分层架构为航天器综合健康管理提供了具有普适价值的方法论范式。尽管本研究中的前端特征网络是针对防护结构超高速撞击所特有的瞬态冲击与热扩散机理定制的，但其后端核心的“认知不确定性量化”与“动态信度门控机制”具有跨领域的迁移能力。未来的研究工作将致力于将该抗冲突融合框架拓展至航天器电源、执行器等内部关键子系统的故障诊断任务中，通过设计适配不同物理模态（如电参数漂移或机械振动）的特征提取分支，进一步探索构建面向整星全谱系、多层级的智能健康监测体系。

参 考 文 献

[1] Huang Xuegang, Yin Chun, Ru Hongqiang, et al. Hypervelocity impact damage behavior of B_4C/Al composite for MMOD shielding application[J]. Materials & Design, 2020, 186: 108323.

[2] Huang Xuegang, Yin Chun, Huang Jie, et al. Hypervelocity impact of TiB_2-based composites as front bumpers for space shield applications[J]. Materials & Design, 2016, 97: 473-482.

[3] 范志涵, 张宇, 芮小博. 航天器舱壁结构碎片撞击声发射定位技术研究[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(1): 178-184.
Fan Zhihan, Zhang Yu, Rui Xiaobo. Research on space debris impact location of spacecraft bulkhead structure based on the acoustic emission technique[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(1): 178-184. (in Chinese)

[4] 李正宇, 贾光辉, 张品亮, 等. 超高速斜撞击下航天器 Whipple 结构碎片特性研究[J]. 空间碎片研究, 2023, 23(2): 21-33.
Li Zhengyu, Jia Guanghui, Zhang Pinliang, et al. Study on the fragment characteristics of spacecraft Whipple structure under hypervelocity oblique impact[J]. Space Debris Research, 2023, 23(2): 21-33. (in Chinese)

[5] 任思远, 武强, 张品亮, 等. 活性弹丸超高速撞击蜂窝夹芯板双层结构的损伤特性[J]. 爆炸与冲击, 2024, 44(7): 073302.
Ren Siyuan, Wu Qiang, Zhang Pinliang, et al. A study of damage characteristics caused by hypervelocity impact of reactive projectile on the honeycomb sandwich panel

double-layer structure[J]. Explosion and Shock Waves, 2024, 44(7): 073302. (in Chinese)

[6] 武江凯, 迟润强, 韩增尧, 等. 载人航天器密封舱结构超高速撞击易损性[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2023, 55(8): 25-31.
Wu Jiangkai, Chi Runqiang, Han Zengyao, et al. Vulnerability of pressurized cabin for manned spacecraft under hypervelocity impact[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2023, 55(8): 25-31. (in Chinese)

[7] 陈韩青, 徐志远, 屈仲毅, 等. 蜂窝夹层结构无损检测方法研究综述[J]. 材料导报, 2024, 38(10):296-310.
Chen Hanqing, Xu Zhiyuan, Qu Zhongyi, et al. Review of nondestructive testing methods for honeycomb sandwich structures[J]. Materials Reports, 2024, 38(10): 296-310.

[8] 王磊, 孙志成, 王磊, 等. 基于 DRSN-CW 和 LSTM 的轴承故障诊断[J]. 电子科技大学学报, 2022, 51(6): 921-927.
Wang Lei, Sun Zhicheng, Wang Lei, et al. Bearing fault diagnosis based on DRSN-CW and LSTM[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2022, 51(6): 921-927. (in Chinese)

[9] Zhang Kuo, Huo Jianliang, Wang Shengzhe, et al. Damage quantitative assessment of spacecraft in a large-size inspection[J]. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2022, 23(4): 542-554.

[10] Yin Chun, Huang Xuegang, Tan Xutong, et al. Infrared thermographic NDT-based damage detection and analysis method for spacecraft[M]. Singapore: Springer, 2024.

[11] Yin Chun, Huang Xuegang, Liu Junyang, et al. Dynamic defect feature extraction via infrared thermography for monitoring hypervelocity impact damage from space debris[J]. Thermal Science and Engineering Progress, 2025, 66: 104003.

[12] Zhang Peng, Tang Keke, Chen Guangxu, et al. Multimodal data fusion enhanced deep learning prediction of crack path segmentation in CFRP composites[J]. Composites Science and Technology, 2024, 257: 110812.

[13] 寇梓良, 张西宁, 李兵, 等. 基于多模态数据融合与改进 CNN 的轴承故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2025, 45(6): 1082-1089.
Kou Ziliang, Zhang Xining, Li Bing, et al. Bearing fault diagnosis based on multi-modal data fusion and improved CNN[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2025, 45(6): 1082-1089. (in Chinese)

[14] 熊鹏文, 胡慕烨, 黄雨轩, 等. 面向小样本纹理分类的多模态证据融合框架[J]. 仪器仪表学报, 2025, 46(6): 154-165.
Xiong Pengwen, Hu Muye, Huang Yuxuan, et al. Small-sample multi-modal evidence fusion framework for texture classification[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2025, 46(6): 154-165. (in Chinese)

[15] 尹刚, 朱淼, 颜玥涵, 等. DMIFD: 一种基于深度学习的多模态工业故障诊断方法[J]. 仪器仪表学报, 2025, 46(6): 215-227.
Yin Gang, Zhu Miao, Yan Yuehan, et al. DMIFD: A deep learning-based method for multimodal industrial fault diagnosis[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2025, 46(6): 215-227. (in Chinese)

[16] 吴海滨, 左云逸, 王爱丽, 等. CNN 结合 Transformer 的高光谱图像和 LiDAR 数据协同地物分类方法[J]. 仪器仪表学报, 2025, 46(8): 286-301.
Wu Haibin, Zuo Yunyi, Wang Aili, et al. Collaborative land classification method using CNN combined with Transformer for hyperspectral images and LiDAR data[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2025, 46(8): 286-301. (in Chinese)

[17] Han Kai, Wang Yunhe, Chen Hanting, et al. A survey on vision transformer[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2023, 45(1): 87-110.

[18] 张桃红, 郭学强, 郑瀚, 等. Dual-path vision transformer 用于急性缺血性脑卒中辅助诊断[J]. 电子科技大学学报, 2024, 53(2): 307-314.
Zhang Taohong, Guo Xueqiang, Zheng Han, et al. Dual-path vision transformer for auxiliary diagnosis of acute ischemic stroke[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2024, 53(2): 307-314. (in Chinese)

[19] 乌达巴拉, 万鑫鑫. 基于视觉 Transformer 的工业图像异常检测方法研究[J]. 皖西学院学报, 2025, 41(5): 62-70.
Odbal, Wan Xinxin. A vision transformer-based method for image anomaly detection[J]. Journal of West Anhui University, 2025, 41(5): 62-70. (in Chinese)

[20] 孙露露, 刘建平, 王健, 等. 细粒度图像分类上 Vision Transformer 的发展综述[J]. 计算机工程与应用, 2024, 60(10): 30-46.
Sun Lulu, Liu Jianping, Wang Jian, et al. Survey of vision transformer in fine-grained image classification[J]. Computer Engineering and Applications, 2024, 60(10): 30-46. (in Chinese)

[21] Zakariah M, Al-Razgan M, Alfakih T. Dual vision transformer-DSUNET with feature fusion for brain tumor segmentation[J]. Heliyon, 2024, 10(18): e37804.

[22] Hou Qibin, Zhou Daquan, Feng Jiashi. Coordinate attention for efficient mobile network design[C]// Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Nashville: IEEE, 2021: 13708-13717.

[23] Yue Xiaoyu, Sun Shuyang, Kuang Zhanghui, et al. Vision Transformer with progressive sampling[C]//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). Montreal: IEEE, 2021: 377-386.

[24] Soleimany A P, Amini A, Goldman S, et al. Evidential deep learning for guided molecular property prediction and discovery[J]. ACS Central Science, 2021, 7(8): 1356-1367.

[25] Smets P, Kennes R. The transferable belief model[J]. Artificial Intelligence, 1994, 66(2): 191-234.

责任编辑 税 红