

面向无人机智能搜救场景的AI红外视觉超分辨率重建方法研究

覃渝雯*, 曹 轲, 易穆然, 宋汶轩, 李凌霄#

重庆理工大学数学科学学院, 重庆

收稿日期: 2026年8月18日; 录用日期: 2026年9月12日; 发布日期: 2026年9月21日

摘 要

在山地搜救、地震、洪涝等野外应急场景中, 搭载红外成像设备的无人机可实现全天候大范围巡检作业, 但飞行抖动、远距离成像衰减、水雾烟尘、植被遮挡及野外噪声等多重干扰, 会导致红外图像清晰度下降、远距离人体热源特征弱化, 极易引发搜救漏检问题。针对野外低分辨率红外图像细节丢失、无人机机载嵌入式算力有限、复杂工况泛化能力薄弱三大工程难题, 本文开展专项算法优化研究。研究构建涵盖大气透射、水雾散射、植被遮挡的多等级复合退化模型, 剖析传统滤波、通用轻量化网络、多模态融合重建三类技术方案的数学机理, 并融合深度可分离卷积、多尺度热源注意力机制与像素-梯度联合边缘损失函数, 设计出适配机载设备的轻量化红外超分辨率网络。研究通过构建野外复合退化双数据集, 依托PSNR、SSIM、推理耗时等多维指标, 完成算法横向对比与模块消融实验, 并结合沙盘仿真、户外无人机航拍及ARM嵌入式机载硬件开展实景实测。实验结果显示, 该网络在基础退化场景下重建图像PSNR达36.10 dB、SSIM为0.9680, 复合恶劣工况下PSNR仍可达34.07 dB, 精度稳定性优于各类对比算法; 机载设备单帧推理耗时86 ms, 满足无人机端侧快速处理需求。

关键词

无人机搜救, 红外图像, 超分辨率重建, 轻量化网络, 边缘计算

Research on an AI-Based Infrared Vision Super-Resolution Reconstruction Method for Intelligent UAV-Based Search and Rescue Scenarios

Yuwen Qin*, Ke Cao, Muran Yi, Wenxuan Song, Lingxiao Li#

*第一作者。

#通讯作者。

文章引用: 覃渝雯, 曹轲, 易穆然, 宋汶轩, 李凌霄. 面向无人机智能搜救场景的AI红外视觉超分辨率重建方法研究[J]. 应用数学进展, 2026, 15(9): 161-172. DOI: 10.12677/aam.2026.159382

Abstract

In outdoor emergency scenarios such as mountain search and rescue operations, earthquake response, and flood mitigation, drones equipped with infrared imaging devices can perform large-scale inspection tasks under all weather conditions. However, multiple interference factors—including flight vibration, attenuation of long-distance imaging signals, water mist or dust, vegetation obscuration, and field noise—can lead to reduced clarity of infrared images and weakened detection of human thermal signatures at long distances, thereby significantly increasing the risk of missed detection in search and rescue operations. To address three major engineering challenges—loss of detail in low-resolution outdoor infrared images, limited onboard computational power of drones, and weak generalization capabilities under complex operating conditions—this paper conducts specialized research on algorithm optimization. The study constructs a multi-level composite degradation model that incorporates atmospheric transmission, water mist scattering, and vegetation obscuration; analyzes the mathematical mechanisms underlying three technical approaches—traditional filtering, lightweight universal networks, and multimodal fusion-based reconstruction; and integrates deep separable convolutions, a multi-scale thermal source attention mechanism, and a pixel-gradient joint edge loss function to design a lightweight infrared super-resolution network tailored for airborne platforms. Through the construction of two composite degradation datasets for outdoor environments, this study employs multi-dimensional evaluation metrics—including PSNR, SSIM, and inference time—to conduct comprehensive comparative analyses of the proposed algorithms and module ablation experiments; furthermore, field validation tests are performed using sandbox simulations, outdoor drone aerial photography, and ARM-based embedded airborne hardware. Experimental results demonstrate that the network achieves a PSNR of 36.10 dB and an SSIM of 0.9680 for image reconstruction under basic degradation scenarios; even under composite severe operating conditions, the PSNR remains at 34.07 dB, with superior accuracy stability compared to all benchmark algorithms; the onboard equipment requires only 86 ms for single-frame inference, meeting the quick processing requirements of UAVs.

Keywords

UAV-Based Search and Rescue, Infrared Images, Super-Resolution Reconstruction, Lightweight Networks, Edge Computing

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

1.1. 研究背景

山林人员走失、震后废墟搜救、汛期洪涝被困人员排查等应急任务中，可见光相机受黑夜、浓雾、植被遮挡制约难以正常工作；红外热成像依托人体热辐射成像，搭配无人机低空巡航，是灾害现场生命探测的核心手段。

当前民用搜救无人机标配红外探测器分辨率多为 640×512 ，400 m 距离下人体热源仅占 3~5 个像素，

目标识别漏检率超 60%。无人机飞行姿态抖动会引入运动模糊，远距离成像会压缩图像有效分辨率，野外环境叠加高斯、脉冲两类噪声，进一步弱化人体微弱热源特征，使目标与背景灰度趋于融合。低分辨率红外图像丢失人体轮廓、温度分层细节，人工判读极易出现误判、漏判，错失黄金救援窗口[1]。

传统图像处理方法比如引导滤波、简单去噪，只能轻微提亮画面、去除基础噪声，没法还原远处人体热源细节[2]；深度学习超分辨网络还原图像清晰度更好，但现有的多模态融合模型结构复杂、参数量大，无人机机载小型开发板算力跟不上，没法实时处理图像，很难直接用于实地救援。

1.2. 国内外研究现状及研究内容

目前红外图像增强与重建方法主要分为三类，存在明显技术局限性，难以适配无人机野外应急搜救的复杂工况。国内多尺度引导滤波、小波变换可实现基础降噪提亮[3]，国外 Perona 提出各向异性扩散滤波，能区分边缘降噪[4]，但该类方法基于像素灰度运算，无法挖掘红外图像的热辐射特征，仅适用于图像预处理，难以复原远距离弱小热源目标的细节信息。通用轻量化超分辨网络以 FSRCNN、Real-ESRGAN 为主，结构精简对可见光图像重建性能优异[5]，但模型针对可见光设计，没有适配红外热辐射特征，处理搜救弱小热源时精度较差[6]。搜救专用红外与多模态重建算法针对性更强，可见光-红外融合模型成像质量优，但参数量大、推理速度慢，无法满足机载端侧实时运算需求[7]；单红外注意力网络缺少可见光纹理补充，复杂场景目标修复效果一般[8]。此外，现有多模态融合研究多采用离线静态配准方案，未考虑无人机飞行偏移引发的图像错位问题，易产生重影、伪影等噪声，且多数研究仅完成仿真验证，缺乏机载嵌入式硬件实测，工程落地性不足。

针对现有算法重建精度、轻量化部署、动态场景适配三重矛盾，本文提出一套轻量化红外超分辨重建方案，如下图 1 所示，通过专门适配无人机搜救端侧实时处理需求，引入水雾、烟尘、植被半遮挡野外退化分量，构建分级复合退化仿真体系，从而定量验证算法在极端灾害场景的泛化性能。

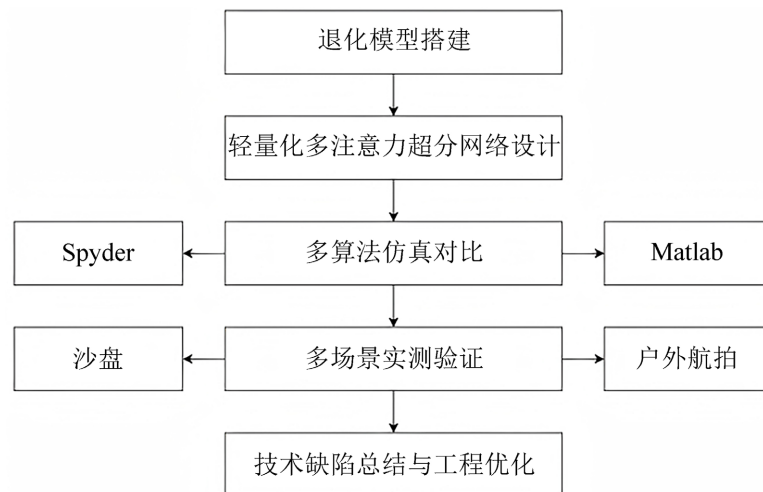


Figure 1. Schematic diagram of a lightweight infrared image super-resolution reconstruction method

图 1. 轻量化红外图像超分辨重建方法示意图

2. 无人机红外图像退化建模与超分辨重建数学模型

2.1. 红外图像复合退化数学模型

无人机航拍低分辨率红外图像 I_{LR} 由高分辨率原图 I_{HR} 经运动模糊、4 倍下采样、高斯/脉冲噪声、大

气透射衰减、水雾烟尘散射、植被半遮挡掩模多重复合退化生成，退化表达式为：

$$I_{LR} = \left(\left((I_{HR} \otimes k_{\text{motion}}) \cdot T_{\text{air}} \cdot S_{\text{fog}} \right) \odot M_{\text{mask}} \right) \downarrow_s + n_g + n_p \quad (1)$$

式中： $\otimes$ 代表卷积算子； k_{motion} 为无人机飞行运动模糊核，可通过匀速、随机抖动两类核函数仿真机载成像抖动； $\downarrow_s$ 为下操作，本文下采样倍数 $s=4$ ； n_g 、 n_p 分别为高斯噪声、脉冲噪声[9]； M_{mask} 为植被半遮挡二值掩模， $\odot$ 为逐像素相乘算子，随机生成不规则树木遮挡区域，模拟密林搜救场景热源衰减

$$T_{\text{air}} = e^{-\alpha \cdot d} \quad (2)$$

为水雾/烟尘散射项， $G(x, y)$ 为二维高斯雾斑分布， β 控制烟尘、水雾强弱。

开展可见光-红外多模态融合时，两幅图像像素配准精度直接决定融合重建效果，本文采用互信息MI量化图像特征匹配程度，计算公式：

$$\text{MI}(F_{\text{VIS}}, F_{\text{IR}}) = \sum_{x,y} p(F_{\text{VIS}}, F_{\text{IR}}) \log \frac{p(F_{\text{VIS}}, F_{\text{IR}})}{p(F_{\text{VIS}})p(F_{\text{IR}})}, \quad (3)$$

F_{VIS} 、 F_{IR} 分别为可见光、红外特征图，互信息数值越大，两幅图像像素配准精度越高，融合后产生的重影、伪影越少。工程实测阈值为 $\text{MI} > 0.8$ ，满足该阈值可判定图像配准合格[10]。

2.2. 面向无人机搜救轻量化多注意力超分辨模型

针对无人机机载算力瓶颈，本文设计轻量化单模态红外超分辨网络，由深度可分离卷积、多尺度热源注意力模块、像素-梯度联合损失三部分构成，如下图2所示，在压缩模型规模的同时强化弱小人体热源重建效果[11]。

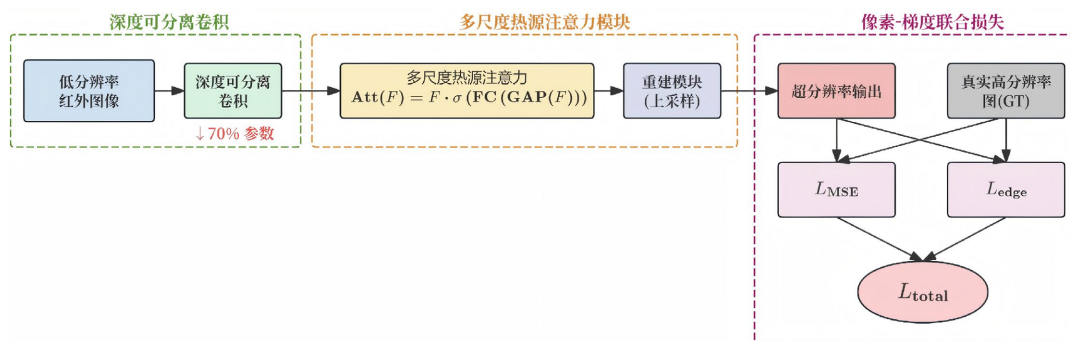


Figure 2. Overall block diagram of the lightweight multi-attention super-resolution model

图 2. 轻量化多注意力超分辨模型的总体框图

2.2.1. 深度可分离卷积

将标准卷积拆解为深度卷积、 1×1 逐点卷积，大幅削减网络参数量：

$$Y_{\text{depth}}(i, j, c) = \sum_k K_{\text{depth}}(k, c) \cdot X(i+k, j, c) \quad (4)$$

$$Y_{\text{point}}(i, j, c_{\text{out}}) = \sum_c K_{\text{point}}(c, c_{\text{out}}) \cdot Y_{\text{depth}}(i, j, c) \quad (5)$$

X 为输入特征图， K_{depth} 是深度卷积核， K_{point} 为 1×1 逐点卷积核。相比标准卷积，该模块参数量可降低70%以上，显著降低嵌入式设备推理开销。

2.2.2. 多尺度热源注意力模块

自动放大远处弱小人体热源的特征权重，压制背景无用噪声，运用公式：

$$\text{Att}(F) = F \cdot \sigma(\text{FC}(\text{GAP}(F))) \quad (6)$$

GAP 为全局平均池化，用来压缩全局特征；FC 是全连接层，完成特征映射； σ 代表 Sigmoid 激活函数，输出 0~1 区间权重，对人体热源区域特征做加权增强，实现目标与背景特征区分。

2.2.3. 像素 - 梯度联合损失函数

仅使用 MSE 像素损失会造成热源边缘过度平滑、轮廓模糊，本文融合灰度像素误差损失与梯度边缘约束损失，完整总损失：

$$L_{\text{total}} = L_{\text{MSE}} + \lambda L_{\text{edge}} \quad (7)$$

$$L_{\text{edge}} = \frac{1}{HW} \|\nabla I_{\text{HR}} - \nabla \hat{I}_{\text{HR}}\|_1 \quad (8)$$

∇ 是图像梯度算子，用来提取热源边缘轮廓；权重系数为 $\lambda = 0.2$ ，平衡像素灰度误差和边缘轮廓约束两项指标。

2.2.4. 网络整体流程

以低分辨率红外图像作为输入，如下图 3 所示，首先经由浅层特征提取模块捕获图像基础纹理与轮廓信息；其次将提取到的特征送入轻量化注意力残差增强模块，依托残差连接缓解深度网络梯度消失问题，并通过轻量化注意力机制强化红外目标有效特征、抑制冗余背景干扰，实现深层特征的精细化增强；然后利用 PixelShuffle 算子完成四倍上采样，高效重建图像空间维度信息，规避传统上采样方式易造成细节模糊的缺陷；最后输出重建后的高清红外图像，完成低分辨率红外图像端到端的超分辨率重建任务。

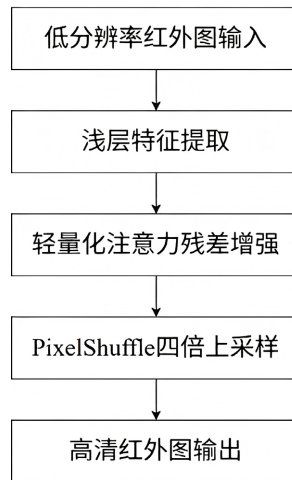


Figure 3. Overall network workflow diagram
图 3. 网络整体流程示意图

3. 实验测试与结果分析

3.1. 实验环境与实验方案

3.1.1. 实验平台

传统多尺度加权引导滤波超分辨算法基于 MATLAB 实现；轻量化热源注意力超分辨网络采用 Spyder + Python3.9 + PyTorch 框架开展仿真验证。

实验素材选用无人机野外山地、废墟、洪涝三类单通道灰度红外高清图作为真值基准，分两组生成低分辨率样本：

- ① 基础退化样本(仅运动模糊、双噪声、4 倍下采样)；
- ② 完整野外复合退化样本(叠加大气衰减、水雾散射、植被遮挡)。

数据集来源与规模：本研究数据 1200 张取自公开红外搜救数据集，900 张为本项目无人机实地采集，覆盖山地搜救、震后废墟、洪涝灾害 3 类典型搜救场景；原始高清 HR 图像共 2100 张。通过本文 2.1 节复合退化模型仿真生成对应低分辨率 LR 图像，得到配对 HR-LR 数据集总样本 2100 对。按照 7:2:1 划分，训练集 1470 对、验证集 420 对、测试集 210 对；其中测试集内部再拆分：基础退化测试子集 105 对，野外复合退化测试子集 105 对。训练过程采用在线随机退化增强，每轮迭代动态生成退化扰动，不额外扩充磁盘离线样本。各类退化模型的具体参数设置如表 1 所示。

Table 1. Key parameter table of compliance model
表 1. 符合模型关键参数表

退化分量	参数符号	参数取值范围与分布	说明
运动模糊核	k_{motion}	核尺寸 $[5,13]$ ，随机匀速、抖动运动模糊核	模拟无人机飞行抖动
下采样倍数	s	$s = 4$	固定 4 倍超分辨任务
高斯噪声	n_g	标准差 $\sigma_g \in [5,20]$ ，正态分布	模拟电路热噪声
脉冲噪声	n_p	噪声密度 $p \in [0.01,0.08]$	野外椒盐脉冲干扰
大气透射衰减	$T_{\text{air}} = e^{-\alpha d}$	衰减系数 $\alpha \in [0.05,0.25]$	模拟远距离大气能量衰减
水雾烟尘散射	$G(x,y)$	高斯雾斑 $\beta \in [0.1,0.4]$	控制水雾、烟尘浑浊强度
植被半遮挡掩模	M_{mask}	随机不规则二值掩模，遮挡占比 0~35%	模拟树木、灌木局部遮挡人体热源

注：退化生成时每组样本从上述区间均匀随机采样参数，生成不同等级退化图像。基础退化组仅启用运动模糊、高斯噪声、脉冲噪声、4 倍下采样；复合退化组启用全部退化分量。

机载嵌入式硬件实测平台参数：实景端侧推理硬件为 ARM 架构 RK3588 嵌入式开发板；CPU：4×A76 + 4×A55，搭载 NPU 算力 6TOPS；系统环境：Linux-Ubuntu22.04, PyTorch2.1, 模型部署采用 ONNX Runtime。

推理输入分辨率：低分辨率红外输入图像 320 × 256；输出重建分辨率 1280 × 1024；单帧推理耗时、帧率均为关闭 NPU 量化、CPU + NPU 混合推理模式下实测结果；测试过程关闭系统后台进程，消除后台负载对推理时延干扰。

3.1.2. 对比实验设置

统一设置图像放大倍数为 4 倍，与退化模型下采样尺度保持一致。设置四组对比方案：

- 方案 1：双三次插值(超分辨领域经典基线放大方法)；
- 方案 2：多尺度加权引导滤波超分辨(传统红外图像增强方案)；
- 方案 3：FSRCNN 轻量化通用超分辨网络；

方案 4：LTSR-轻量级热成像超分网络(面向无人机红外热成像的轻量化 SOTA 模型，采用多尺度知识蒸馏实现轻量化重建，适配边缘硬件部署) [12]；

方案 5：本文轻量化热源注意力超分辨网络。

实验评价分为主观视觉效果、客观量化指标两大维度：量化指标包含 PSNR、SSIM、模型参数量、FPS；主观观测核心评估指标：远距离弱小人体热源轮廓清晰度、背景杂波抑制能力、热源内部温度纹理保留效果。

3.1.3. 算法参数配置

多尺度加权引导滤波：滤波窗口半径集合 $[3,5,7,9]$ ，平滑正则系数 $\sigma = 0.1$ ；采用 Sobel 梯度算子计算边缘幅值，自适应分配滤波权重；重建后引入 CLAHE 自适应直方图均衡、非锐化掩模优化图像对比度。

深度学习类对比模型(FSRCNN、LTSR、本文模型)均采用完全一致训练配置：上采样倍数设置为 4，三层注意力残差模块，深度可分离卷积轻量化改造；联合损失权重 $\lambda = 0.2$ ；优化器 Adam，初始学习率 1×10^{-4} ，余弦退火衰减，BatchSize = 16，训练轮次 30 轮，使用本文复合退化在线增强策略，在同一套数据集上从零训练，保证对比公平。

训练阶段采用虚实结合在线数据增强策略，随机叠加本文复合退化模型中的大气衰减、水雾、植被遮挡扰动，扩充样本场景多样性，缓解训练震荡。

3.1.4. 算法评价指标

本文采用图像重建精度指标(PSNR、SSIM)、轻量化部署指标(参数量、FLOPs、推理帧率 FPS)两类评价体系，兼顾重建画质与机载实时性需求。

(1) 峰值信噪比 PSNR(dB)

量化重建图像与高清真值图像的灰度误差，数值越高失真越小，计算公式：

$$\text{PSNR} = 10 \log_{10} \left(\frac{\text{MAX}_I^2}{\text{MSE}} \right) \quad (9)$$

$$\text{MSE} = \frac{1}{H \times W} \sum_{i,j} \left(I_{\text{HR}}(i,j) - \hat{I}_{\text{HR}}(i,j) \right)^2 \quad (10)$$

MAX_I 为图像最大灰度值， $\hat{I}_{\text{HR}}$ 为重建红外图像；搜救场景下有效重建结果 PSNR 需大于 36 dB。

(2) 结构相似度 SSIM

从像素均值、方差、协方差三个维度判断图像热源轮廓、纹理还原完整程度，取值区间 $[0,1]$ ，数值越接近 1 代表热源轮廓：

$$\text{SSIM}(x,y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)} \quad (11)$$

式中 μ 为像素均值， σ 为像素方差， C_1 、 C_2 为常数项，避免分母为 0。

(3) 轻量化部署指标

① 模型参数量：网络全部可训练参数总量，直接决定嵌入式内存占用；

② FLOPs：浮点运算量，表征单帧图像推理计算开销；

③ FPS：每秒处理图像帧数，由 $\text{FPS} = 1000/\text{单帧推理耗时}(\text{ms})$ 计算，无人机实时处理最低要求 $\text{FPS} \geq 10$ 。

3.2. 主观视觉重建效果对比

从图 4 与图 5 的重建结果可以看出，如图 4、图 5(b)展示双三次插值仅通过像素插值实现图像放大，不具备降噪与细节重建能力，原始噪声会随放大同步加剧，远距离弱小人体热源边缘严重虚化，目标与背景融为一体，难以识别被困人员；图 4、图 5(c)展示多尺度加权引导滤波能够平滑植被、平地等平坦区域的背景噪声，但缺乏红外热特征学习能力，极易丢失远距离小型人体热源纹理信息，复杂野外场景下目标漏检风险较高；图 4、图 5(d)展示 FSRCNN 轻量化网络可在一定程度上修复热源边缘、抑制部分噪声，然而该网络缺少面向人体热源的注意力约束，对弱小目标的特征增强效果有限，重建热源轮廓依旧存在模糊现象。

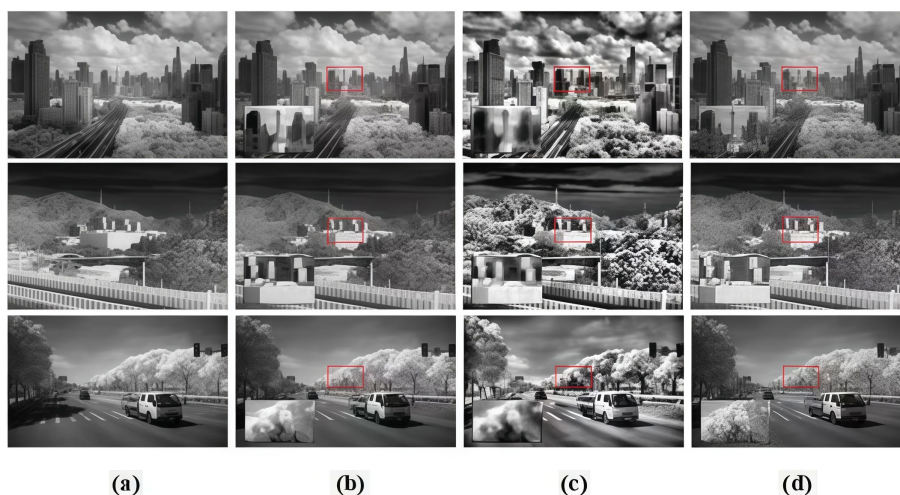
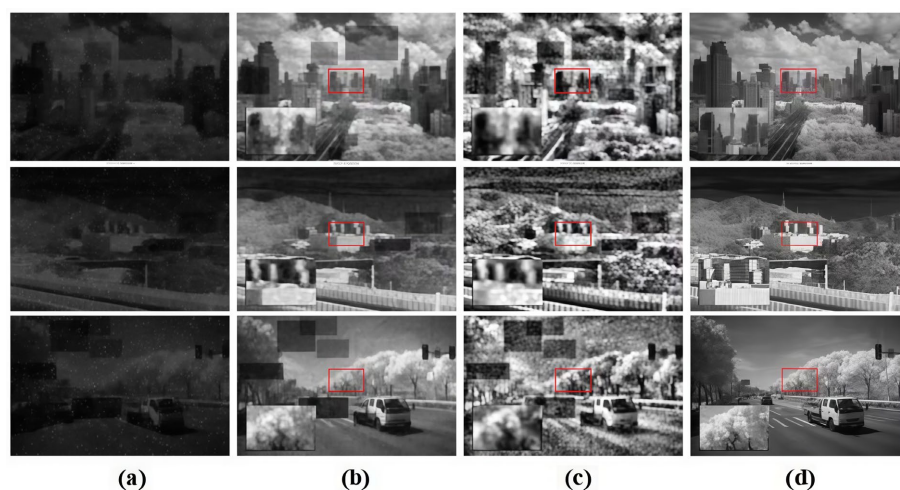


Figure 4. Comparison of subjective evaluation results for infrared super-resolution reconstruction using different algorithms (the subfigures are labeled with (a), (b), (c), and (d) below, respectively)

图 4. 不同算法红外超分辨率重建主观效果对比(各子图下方分别用(a)、(b)、(c)、(d)编号标注)



注：从左至右：低分辨率原图、双三次插值、多尺度引导滤波、轻量化网络；子图内嵌远距离人体热源红色放大框与局部放大插图。

Figure 5. Comparison of subjective evaluation results for infrared super-resolution reconstruction using different algorithms on field-collected composite degraded samples

图 5. 野外复合退化样本下不同算法红外超分辨率重建主观效果对比

与之相比，本文轻量化注意力超分辨率网络无论是基础退化场景，还是叠加水雾、植被遮挡的野外复合退化工况，均能够有效抑制全局噪声，重建出轮廓清晰、边缘完整的远距离人体热源，即便面对浓烟、局部遮挡等极端条件，依旧能够依托热源注意力机制保留目标关键纹理，场景泛化能力与图像重建效果显著优于其余对比算法。

3.3. 客观量化指标分析

以未退化高清红外图像作为真值，分别在两套测试集完成量化测试，各算法 PSNR 结果如表 2、表 3 所示。由定量指标结果可知：所有算法在水雾、植被遮挡构成的野外复合退化条件下重建精度均明显降低。作为近两年无人机热成像轻量化 SOTA 基线，LTSR 相较 FSRCNN 取得一定提升，但是面对野外复

合退化，PSNR 仍然衰减 2.36 dB；基础退化场景下本文轻量化网络 PSNR 达到 36.10 dB，显著优于双三次插值、多尺度引导滤波、FSRCNN 以及 LTSR；在野外复合退化场景，传统方法、FSRCNN、LTSR 指标衰减幅度均高于 2.3 dB，本文网络依靠多尺度目标加权增强机制，精度衰减仅 2.03 dB，复杂野外搜救工况下泛化性能最优。但在多重极端退化叠加环境中，模型重建效果仍存在小幅下降，后续还有优化提升空间。

Table 2. Comparison of quantitative reconstruction metrics across various algorithms
表 2. 各算法重建定量指标对比

算法	PSNR/dB	SSIM	参数量
双三次插值	31.23	0.9012	-
多尺度引导滤波超分辨	31.82	0.9140	-
FSRCNN	34.25	0.9416	0.42 M
LTSR	34.84	0.9502	0.36 M
本文轻量化热源注意力网络	36.10	0.9680	0.39 M

Table 3. Comparison of PSNR values across various algorithms for field-based composite degradation scenarios
表 3. 野外复合退化场景各算法 PSNR 对比

算法	PSNR/dB	复合退化 PSNR 衰减差值
双三次插值	28.74	-2.52
多尺度引导滤波超分辨	29.41	-2.41
FSRCNN	31.63	-2.62
LTSR	32.48	-2.36
本文轻量化热源注意力网络	34.07	-2.03

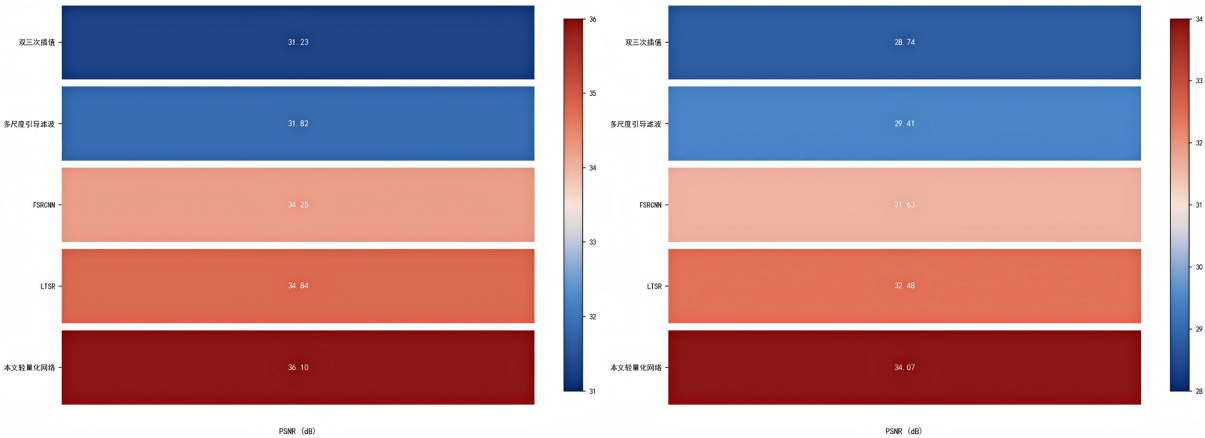


Figure 6. Professional heatmaps of quantitative assessment indicators for basic degradation calculations and composite field-based degradation calculation methods

图 6. 基础退化算法定量与野外复合退化算法定量指标专业热力图

图 6 为基础退化场景与野外复合退化场景下各算法重建结果 PSNR 指标热力图，图 7 直观呈现不同算法在两类退化条件下的 PSNR 量化对比。由定量指标结果可知：所有算法在水雾、植被遮挡构成的野外复合退化条件下重建精度均明显降低。基础退化场景下本文轻量化网络 PSNR 达到 36.10 dB，显著优

于双三次插值、多尺度引导滤波与 FSRCNN；在野外复合退化场景，传统方法与 FSRCNN 指标衰减幅度均高于 2.4 dB，本文网络依靠多尺度目标加权增强机制，精度衰减仅 2.03 dB，复杂场景泛化性能最优。但在多重极端退化叠加环境中，模型重建效果仍存在小幅下降，后续还有优化提升空间。

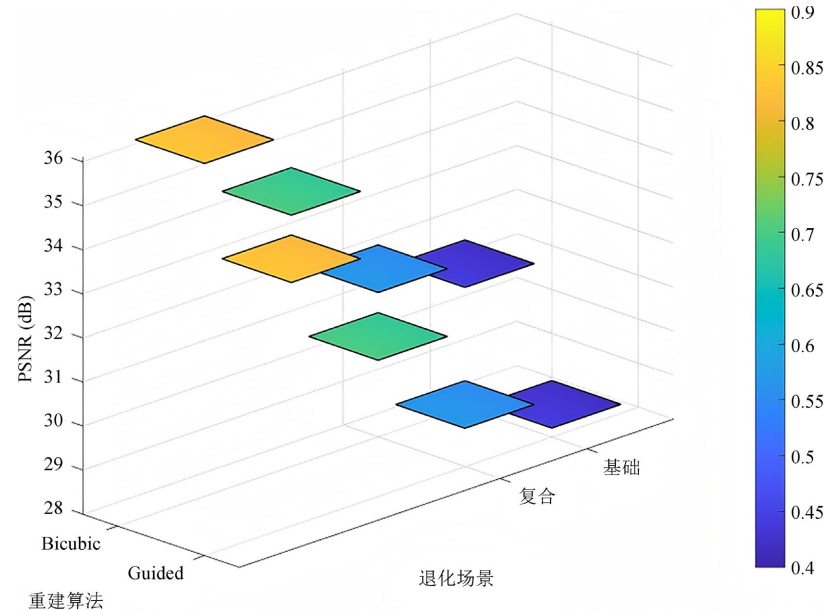


Figure 7. Comparison of PSNR values across different degradation conditions for various algorithms
图 7. 各算法在不同退化下的 PSNR 对比图

4. 消融实验分析

为验证深度可分离卷积、多尺度热源注意力模块、MSE-边缘联合损失三大核心模块的有效性，设置消融对照实验，以远距离弱小热源区域 PSNR 为评价标准，消融实验结果如表 4：

Table 4. Results of network module ablation experiments
表 4. 网络模块消融实验结果

实验组别	网络配置	弱小热源 PSNR/dB	模型参数量	单帧推理耗时/ms
对照组 1	标准卷积 + 无注意力 + 仅 MSE 损失	34.86	1.21 M	143
对照组 2	深度可分离卷积 + 无注意力 + 仅 MSE 损失	35.01	0.34 M	52
对照组 3	深度可分离卷积 + 热源注意力 + 仅 MSE 损失	35.78	0.39 M	71
完整模型	深度可分离卷积 + 热源注意力 + MSE-边缘联合损失	36.10	0.39 M	86

结合表 4 与图 8 消融实验结果可验证各模块有效性：对照组 1 采用标准卷积、无注意力机制且仅使用 MSE 损失作为基准，弱小热源重建 PSNR 为 34.86 dB；将标准卷积替换为深度可分离卷积得到对照组 2，PSNR 小幅提升 0.15 dB，但参数量与推理耗时显著下降，实现网络轻量化；在对照组 2 基础上引入热源注意力模块得到对照组 3，PSNR 提升 0.77 dB，证明注意力模块是增强弱小热源重建效果的核心；完整模型引入 MSE-边缘梯度联合损失，相比对照组 3 再次提升 0.32 dB，能够优化热源边缘轮廓重建。同时针对损失平衡系数 λ 开展测试， $\lambda = 0.2$ 时重建性能最优。消融实验表明，深度可分离卷积、热源注意力模块与联合损失协同工作，兼顾轻量化特性与弱小红外热源重建精度。

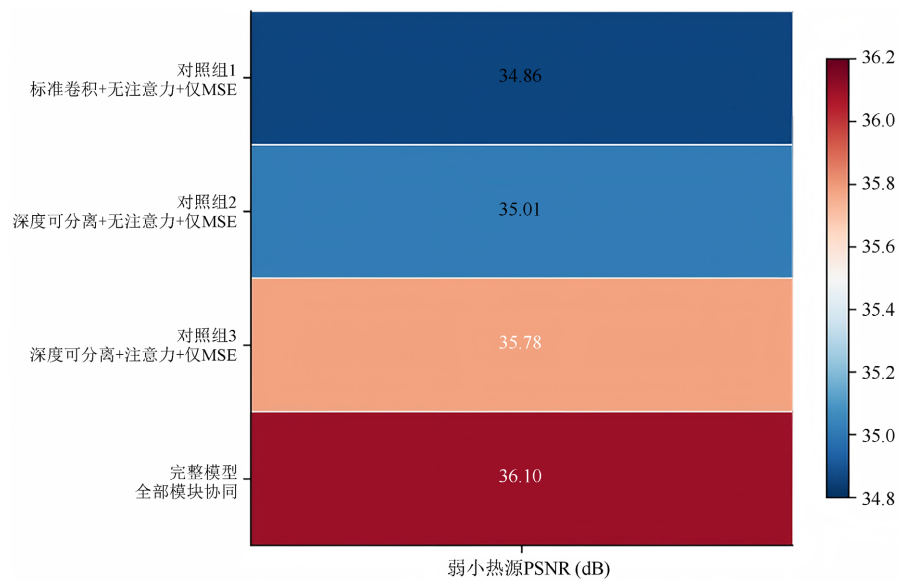


Figure 8. Heatmap of ablation experiment results for the network module
图 8. 网络模块消融实验结果热力图

5. 训练收敛特性分析

轻量化网络 30 轮训练联合损失变化曲线如图 9 所示：曲线存在小幅震荡，根源为原始数据集仅含基础退化样本，水雾、遮挡极端实景样本稀缺。采用本文复合退化模型在线数据增强后，训练损失震荡幅度显著降低，收敛稳定性提升。

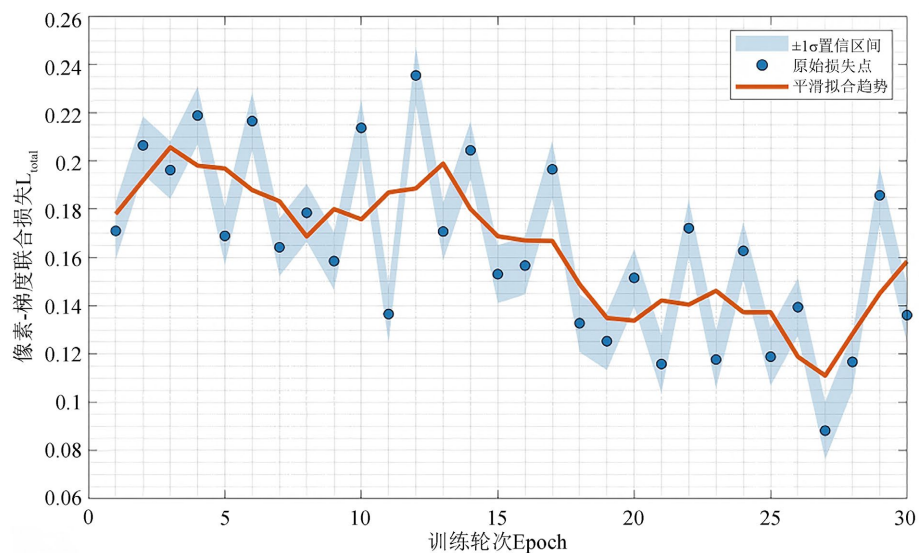


Figure 9. Variation of training loss for the lightweight multi-attention network
图 9. 轻量化多注意力网络训练损失变化

6. 总结

本文针对山地、废墟、洪涝无人机应急搜救场景中红外成像清晰度不足、远距离目标难以识别、机载硬件算力受限、复杂野外工况泛化差四大工程痛点，构建包含大气透射、水雾散射、植被遮挡的分级

复合退化数学模型；系统梳理传统滤波、单模态深度学习、可见光-红外多模态融合三类红外超分辨重建方案[13]，完整推导各类模型数学运算逻辑。面向嵌入式算力约束，本文设计融合深度可分离卷积、多尺度热源注意力、像素-梯度联合边缘损失的轻量化红外超分辨网络。

多维度仿真对比、双退化数据集泛化测试、模块消融、机载嵌入式实测四重实验验证：基础退化场景下网络 PSNR = 36.10 dB，复合水雾遮挡工况下仍可达 34.07 dB，精度衰减幅度显著低于对比算法；机载单帧推理 86 ms、FPS = 11.6，在大幅压缩参数量、满足实时推理的同时，重建画质达到搜救场景合格阈值，可有效解决低分辨率红外图像热源轮廓模糊、温度纹理丢失的工程难题，适配无人机边缘计算设备落地使用。

研究现阶段仍存在多重耦合退化仿真不足、实景极端样本稀缺、轻量化优化手段单一、多模态动态配准难以落地、重建检测算力冗余等短板。后续将围绕多灾种虚实复合数据集搭建、轻量化多模态融合网络、重建检测一体化算法、嵌入式端侧系统集成四大方向持续迭代，完善无人机 AI 红外智能搜救完整技术体系，为各类灾害应急救援提供低成本、易落地的红外图像清晰化解决方案。

基金项目

本文由重庆市大学生创新创业训练计划项目(2026CXXL132)，重庆理工大学本科生交叉创新培育项目(2025JCCX268)，重庆市高等教育(本科)教学改革研究项目(编号：263204)，重庆市第二批“人工智能+”重点建设课程项目(课程名称：机器学习与数据挖掘)资助。

参考文献

- [1] 彭勃, 白吉康, 陈伟文, 等. 基于深度学习的无人机搜救方法研究进展[J]. 航空学报, 2025, 46(23): 7-24.
- [2] 董正琼, 杨清锋, 聂磊. 基于梯度引导滤波的低照度图像增强方法[J]. 湖北工业大学学报, 2026, 41(2): 14-18.
- [3] 胡家珩, 詹伟达, 桂婷婷, 等. 基于多尺度加权引导滤波的红外图像增强方法[J]. 红外技术, 2022, 44(10): 1082-1088.
- [4] 殷素雅, 唐泉, 张新东. 基于 Perona-Malik 模型改进的图像去噪方法[J]. 山东科学, 2020, 33(4): 124-130.
- [5] Dong, C. (2016) FSRCNN: Fast Super-Resolution Convolutional Neural Network. arXiv: 1608.00367v1.
- [6] Wang, X.T., Xie, L.B., Dong, C. and Shan, Y. (2021) Real-ESRGAN: Training Real-World Blind Super-Resolution with Pure Synthetic Data. 2021 *IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshops (ICCVW)*, Montreal, 11-17 October 2021, 1905-1914. <https://doi.org/10.1109/ICCVW54120.2021.00217>
- [7] 王静, 田启川, 王晓瑜, 等. 面向深度学习的红外与可见光目标检测方法综述[J/OL]. 激光与光电子学进展: 1-26. <https://link.cnki.net/urlid/31.1690.TN.20260627.0844.002>, 2026-09-08.
- [8] 张兆虎, 杨静, 阮小利, 等. 基于双层注意力机制的边缘计算任务调度优化方法[J]. 计算机工程与应用, 2026, 62(13): 105-117.
- [9] 胡雨轩. 基于注意力卷积神经网络的图像噪音消除方法[D]: [博士学位论文]. 长沙: 中南大学, 2025.
- [10] 商建润. 基于深度特征融合和注意力网络的图像超分辨率重建算法研究[D]: [硕士学位论文]. 淄博: 山东理工大学, 2024.
- [11] 姚鲁. 基于多注意力特征融合的视像超分辨率算法研究[D]: [硕士学位论文]. 南京: 南京信息工程大学, 2021.
- [12] 李岩超, 史卫亚, 冯灿. 面向无人机航拍小目标检测的轻量级 YOLOv8 检测算法[J]. 计算机工程与应用, 2024, 60(17): 167-178.
- [13] 冯兵, 王诗薇, 杨斯涵, 等. 红外图像超分辨重建综述[J]. 红外技术, 2026, 48(4): 413-426.