**闽南师范大学**

**研究生学位论文开题报告**

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **所在学院** | **：** | **计算机学院** |
| **研究生** | **：** | **谢祥龙** |
| **论文题目** | **：** | **轻量级红外图像**  **超分辨率重建网络研究** |
| **年级/学号** | ： | **2023级/2023061014** |
| **专业** | ： | **计算机技术** |
| **研 究 方 向**  **(或学科领域)** | ： | **深度学习、计算机视觉** |
| **指导教师** | ： | **方金生** |
| **入学年月** | **：** | **2023年9月** |
| **开题报告日期** | **：** | **2024年 12月 29日** |

**目 录**

[1. 选题的目的和意义 1](#_Toc29511)

[2. 国内外研究现状及分析 2](#_Toc9037)

[2.1. 传统单幅红外图像超分辨率方法的研究现状 2](#_Toc25140)

[2.2. 基于卷积神经网络的单幅红外超分辨重建的研究现状 2](#_Toc4295)

[3. 研究内容 4](#_Toc31400)

[3.1. 主要内容 4](#_Toc30183)

[3.1.1. 基于特征交互再精炼的轻量级红外图像超分辨率重建网络 4](#_Toc19578)

[3.1.2. 基于小波变换与Mamba实现轻量级红外图像超分辨重建网络 5](#_Toc22272)

[3.2. 创新点 5](#_Toc5920)

[4. 研究方案、进度安排、预期目标及写作大纲 6](#_Toc22622)

[4.1. 研究方案 6](#_Toc28086)

[4.1.1. 基于特征交互再精炼的轻量级红外图像超分辨率重建网络 6](#_Toc18596)

[4.1.2. 基于小波变换与Mamba实现轻量级红外图像超分辨重建网络 6](#_Toc13420)

[4.2. 进度安排 7](#_Toc21259)

[4.3. 预期目标 7](#_Toc2610)

[4.4. 写作大纲 7](#_Toc16611)

[5. 条件与经费 8](#_Toc2256)

[6. 关键问题及难点 9](#_Toc11195)

[6.1. 关键问题 9](#_Toc22231)

[6.2. 难点 9](#_Toc20134)

[7. 参考文献 9](#_Toc17313)

# 选题的目的和意义

红外成像技术因具有隐蔽性好、全天候、适应雨雾等特殊气象条件的优良特性，红外成像技术在军事、航天和工业检测等领域得到广泛应用[1-4]。然而，受限于成像设备的分辨率以及复杂环境中的物理限制，红外图像通常存在模糊、低对比度和噪声干扰较强等问题。这些问题不仅降低图像的可用性，还严重影响红外图像在后续分析中的表现。为解决这一问题，研究单幅红外图像的超分辨率重建技术成为一种有效的解决方案，它可以突破硬件限制,从算法角度重建丢失的高频信息，提高图像清晰度和细节表现，为红外图像的进一步应用提供技术支持。

超分辨率(Super-Resolution,SR)算法旨在从一个或多个低分辨率图像(Low-Resolution,LR)的观测结果中重建出高分辨率图像(High-Resolution, HR)根据输入的低分辨率图像数量，SR算法可分为单图像超分辨率（Single-Image Super-Resolution, SISR）和多图像超分辨率（Multiple-Image Super-Resolution, MISR）。相较于MISR，SISR因其高效性和简洁性而广受关注和应用。由于高分辨率图像包含更多有价值的细节，能够显著提升感知质量，因此被广泛应用于诸多领域，如医学成像、卫星遥感以及安全监控[5-7]。

随着深度学习的快速发展，基于深度学习的 SISR 方法展现出显著优于传统方法的性能。SRCNN[8]（Super-Resolution Convolutional Neural Network）首次将卷积神经网络应用于超分任务，通过直接学习低分辨率与高分辨率图像的映射关系实现重建，但上采样与卷积的先后顺序可能放大噪声。VDSR[9](Very Deep Super-Resolution)通过深层网络和残差学习显著提升精度与效率，SRGAN[10](Super-Resolution Generative Adversarial Network)引入生成对抗网络（GAN）生成更逼真的高分辨率图像，而EDSR[11]（Enhanced Deep Super-Resolution Network）优化ResNet[12]模块以进一步提升性能。ESPCN[13](Efficient Sub-Pixel Convolutional Network)则通过亚像素卷积实现高效上采样，成为轻量化超分模型的典型代表。

尽管基于深度学习的方法在SISR任务中表现出色，但在红外图像领域仍然面临一些独特的挑战。一方面，红外图像中的噪声与高频信息混杂，直接放大高频信息会同时放大噪声，导致图像细节模糊和噪点明显，从而影响图像的整体质量；另一方面，大多数SISR方法对中间层特征的利用不足，特征信息在网络的传播过程中逐渐流失，加剧信息损失。并且基于深度学习的大多数方法都依靠加深网络以提升性能,但是这样会使模型的参数量过大,增加计算复杂度,消耗大量计算资源,因此,研究轻量级的针对红外图像的SR网络,在现实应用中具有重大的意义。

# 国内外研究现状及分析

当前，全球范围内的红外图像超分辨率研究已取得显著进展，特别是在深度学习和传统方法结合的背景下。随着图像处理技术的不断发展，红外图像超分辨率的研究重点逐渐从传统算法向基于深度学习的先进方法转变，尤其是在图像重建质量、计算效率和应用适应性方面，取得许多重要突破。

## 传统单幅红外图像超分辨率方法的研究现状

传统的单图像超分辨率方法主要分为三大类[14]：一是基于插值的超分算法，包括最近邻插值[15]、双线性插值[16]、双三次插值[17]等。这类方法以其计算量小、复杂度低和实现简单的特点被广泛应用，但在生成高分辨率图像时，细节恢复能力较弱，容易产生模糊、锯齿等伪影，导致视觉效果不理想。二是基于建模的超分算法，如最大后验估计法[18-19]和迭代投影算法[20]，这类方法通过构建数学模型对图像进行重建，相较于插值方法能更好地恢复图像细节。然而,这些算法计算复杂度高、收敛速度慢，特别是在大规模数据处理时效率低下，限制其在实时重建场景中的应用。三是基于学习的超分算法，包括局部嵌入[21]、稀疏编码[22]等，通过利用样本库学习图像的高频细节信息。这类算法尽管在重建质量上表现优异，但计算复杂度和较低的运行速度仍然阻碍其在实际场景中的应用。

尽管传统超分辨率方法在一定程度上提升图像的质量，但它们普遍存在以下问题：一是对先验知识和假设的依赖较大，例如图像的平滑性或特定的退化模型，这使得它们难以适应复杂和多变的场景；二是算法计算复杂度高，尤其是在处理大规模数据时，推理速度慢，实时性难以保证；三是对高频细节信息的恢复能力不足，特别是在低对比度、含噪图像中，细节恢复效果不佳，难以满足高精度场景的需求。这些问题在红外图像超分辨率任务中尤为显著[23]。红外图像的特性导致其边缘信息模糊、细节丢失严重，且在复杂环境中易受到噪声干扰[24]，进一步加剧算法的挑战。因此，在红外图像超分辨率领域，传统方法在适应性、效率和性能上均存在不足，迫切需要基于深度学习的新方法来突破这些局限性，为红外图像的高质量重建提供解决方案。

## 基于卷积神经网络的单幅红外超分辨重建的研究现状

Dong等首次将卷积神经网络引入超分辨率重建领域，提出SRCNN网络，仅通过三层卷积便可有效重建图像。随后，他们针对训练速度慢的问题提出FSRCNN[25](Fast Super-Resolution Convolutional Neural Network)，通过在最后一层进行上采样来减少计算量。同年，Shi等提出ESPCN，改进SRCNN的重建部分，引入亚像素卷积上采样，将多通道特征图的像素组合成新的像素，从而实现高效的超分辨率重建。Tong[26]等人提出SRDenseNet(Super-Resolution Dense Convolutional Network)，通过引入稠密块模型，增强特征提取精度，但也带来计算负担。为提高重建性能，Lim等提出EDSR(Enhanced Deep Residual Networks for Single Image Super-Resolution)，进一步加深网络，并显著增加参数量。Zhang[27]等则提出RCAN(Residual Channel Attention Networks for Image Super-Resolution)，结合深度残差结构和通道注意力机制，构建一个大规模网络，进一步提高PSNR值。Lan[28]等提出MADNet(Multi-scale Attention Network for Image Super-Resolution)，通过设计残差多尺度模块，以增强多尺度特征表示能力，充分利用层次特征。Liu[29]等则提出Cross-SRN(Cross-Scale Residual Network)，通过多尺度特征融合充分探索不同尺度下的特征信息。Zhou[30]等则提出VapSR(Variable Receptive Field and Attention-based Super-Resolution Network)，通过大感受野卷积提升特征提取的能力。Kong等则提出RLFN[31](Residual Local Feature Network)，通过引入残差局部特征网络，在速度和性能上实现更好的平衡。Gao[34]等提出VLESR(A Very Lightweight And Efficient Image Super-resolution Network),结合多种信息交互模块，提升低频和高频信息的融合效率。Fang[35]等提出SCAN(Scalable Attention Network for Lightweight Image Super-Resolution），通过设计可扩展注意力网络，有效提升轻量化超分辨率任务的性能和效率。深度学习的SISR技术在多个领域取得突破性进展，广泛应用于超分辨率重建任务。

图像超分辨率技术在可见光图像显著进展，但在红外图像面临一些挑战，主要来自红外成像系统的固有差异,与可见光图像不同，红外图像的边缘和轮廓通常较为模糊，这源于红外传感器捕捉的是热辐射信息而非反射光，导致图像细节和锐度丧失。为了应对这一问题，Bai[36]等提出一种基于RESNET的模型，通过残差网络提取高频和低频信息，利用跳跃连接保持细节,显著提升图像分辨率。Yao[37] 等则结合CNN和传统方法，利用稀疏表示模块提取边缘特征，并通过残差网络融合高低频信息。Chao[32]等提出网络LIRCAN，在亚像素卷积后引入新的上采样方法。Choi[38]等通过引入可见光图像，采用多模态融合技术提升红外图像的重建性能。迁移学习和双路径网络方法有效补充红外图像中的缺失信息。Wang[39]等提出一种基于解码器结构的基于深度学习的红外可见图像融合超分辨率方法。Huang[40]等提出目标导向的DASRGAN,通过Sobel引导对抗损失细化纹理，并添加噪音对抗损失减少噪音传递。Dan[41]等提出PIRN。通过扰动幅度谱扩展数据多样性，从而提升模型的泛化能力。Qin[42]等提出的LKFormer(Large Kernel Transformer)通过大核卷积替代自注意力机制，提升非局部特征建模能力，并设计门控像素前馈网络，增强信息流的处理能力。Liu[43]等提出的LISN(Lightweight Information Split Network)通过高效的特征提取和聚合，进一步提升红外图像的超分辨率性能。

然而，红外图像超分辨率技术在实际应用中仍面临诸多挑战，例如领域转换问题、缺乏标准化数据集以及低对比度场景下的细节恢复困难。同时，当前模型的参数量和推理速度仍存在提升空间，限制其在资源受限环境中的实际部署和应用。

# 研究内容

## 主要内容

### 基于特征交互再精炼的轻量级红外图像超分辨率重建网络

SR的目标是从LR重建出对应的高分辨率图像HR。图像重建指令与纹理,边缘等高频信息密切相关。Li等人的研究发现[44],卷积神经网络从低频信息中重建高频信息的能力较强。现有方法多针对可见光图像设计,对于红外图像的超分重建，1.高频噪声与边缘特征常常混合，直接增强高频信息容易放大噪声，导致伪影，影响图像质量。2.深层神经网络中，中间层的特征信息未得到有效重复利用，如何挖掘并有效利用这些特征，仍然是一个挑战。

注意力机制(Attention Mechanism)是一种模拟人类注意力的深度学习技术，能够使模型聚焦于关键特征，抑制不重要的特征，从而实现信息的精炼。在图像处理中，该机制能够有效增强边缘、纹理等细节特征，与图像超分辨率的视觉效果高度相关。为此，本研究设计一种高频信息门控注意力模块，通过对特征的精炼，针对每个区域的高频信息进行自适应增强。该模块利用高斯核算子提取高频信息，通过卷积操作生成高频信息门控矩阵，根据图像不同区域的特性动态调整高频信息的权重。结合注意力机制，显著强化关键特征信息的表达，从而有效提升图像细节恢复能力和视觉质量。

提出特征精炼传递模块。该模块通过双分支结构，上分支由多个残差块串联，逐步将中间层特征汇总到下分支得到不同尺度的中间层信息，再通过自适应信息增强模块提取细节信息。通过这种方式，我们能够在保持图像全局结构的同时，挖掘并恢复有价值的特征细节，提升图像重建的效果。

这种特殊的结合方式使得网络能够重复利用不同层次的特征信息，通过这种机制，网络不仅能够恢复细节，还能保持全局结构的连贯性和稳定性，提升图像的整体质量，特别是在处理需要细致结构恢复的任务时，表现尤为突出。  
主要研究内容是：

1. 有效地结合非对称卷积和注意力机制来更加充分的提取边缘信息，提出高效的红外超分网络。
2. 探索高频信息对网络性能的影响，提出高频信息门控注意力模块来强化高频信息。
3. 为解决中间层特征未被充分利用的问题，设计特征精炼交互模块，通过将每层的输出特征汇总,然后对这些不同尺度的中间层特征进行进一步的特征精炼。

### 基于小波变换与Mamba实现轻量级红外图像超分辨重建网络

传统卷积神经网络(CNN)在处理图像时，感受野受到卷积核大小和网络深度的限制。虽然通过堆叠更多的卷积层可以扩大感受野，但深度增加会导致梯度消失或爆炸的问题，尤其是在深度过大时，网络训练变得困难。此外，随着网络深度的增加，计算开销和内存需求急剧上升，这使得处理高分辨率图像时的效率变差。相比之下，Mamba[45]采用状态空间模型(SSM)，能够高效地捕捉长距离依赖关系和全局上下文信息，避免CNN中深度堆叠带来的计算和内存瓶颈，提供更好的效率和性能。

#### 主要研究内容是：

1. 基于Mamba的状态空间模型：通过使用选择性结构化状态空间模型（SSM），该模型有效处理长距离依赖，并能捕捉全局与局部信息，提升红外图像超分辨率效果。
2. 小波变换特征调制：引入小波变换特征调制块，改善多尺度感受野表示，增强图像细节恢复能力。
3. 结合卷积神经网络：融合CNN提取局部特征，并与Mamba模型的长程依赖建模能力结合，进一步提升图像恢复效果。

## 创新点

1. 基于方向自适应注意力的高效红外图像超分辨率方法：通过提出方向性自适应调制模块，动态调整特征权重，有效分离噪声与边缘特征，抑制高频噪声并增强方向连续性边缘特征，解决红外图像中噪声和边缘特征混杂的问题。
2. 低频信息保留与强化高频特征的模块设计：设计特征精炼交互模块，将每一层的低频信息汇总,同时利用高频门控注意力模块从这些不同尺度的低频特征挖掘出高频信息，从而充分利用低频信息。
3. Mamba状态空间模型与小波变换结合：将Mamba模型（基于状态空间模型，SSM)与小波变换结合，改善多尺度感受野表示，捕捉长距离依赖和全局上下文信息,从而得到更强的特征提取能力。

# 研究方案、进度安排、预期目标及写作大纲

## 研究方案

### 基于特征交互再精炼的轻量级红外图像超分辨率重建网络

为克服传统卷积神经网络在红外图像超分辨率重建中性能不佳、缺乏高频信息、无法有效恢复边缘特征，本文提出一种基于高频信息注意力和方向自适应调制相结合的网络模型,旨在通过引入高频信息注意力对不同尺度的低频信息进行精炼和方向自适应机制来提升红外图像重建的质量与细节恢复能力，该模型的总体结构如图1所示。

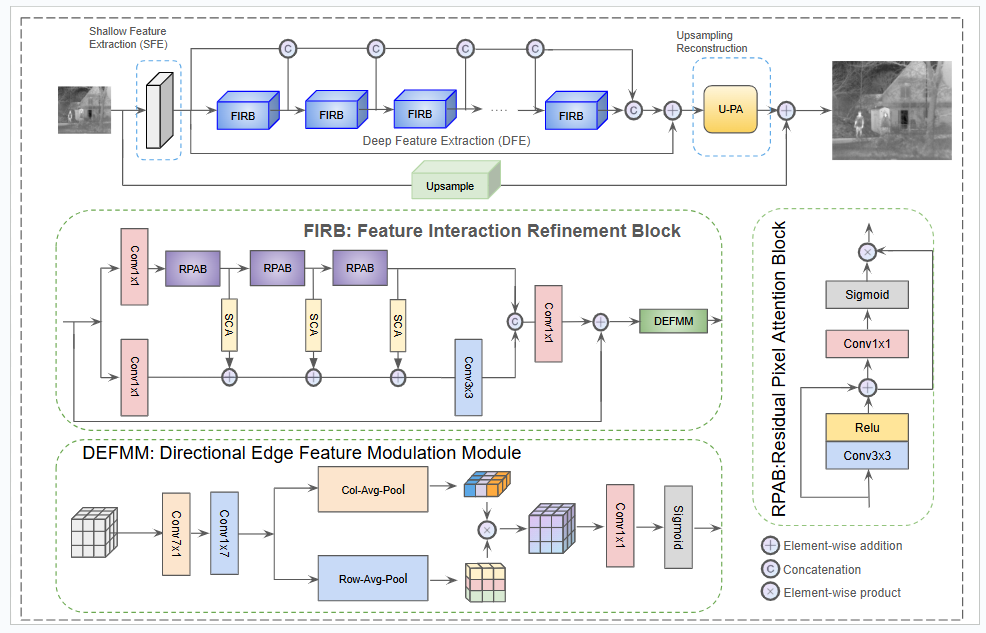


图1特征交互再精炼网络

### 基于小波变换与Mamba实现轻量级红外图像超分辨重建网络

基于Mamba的状态空间模型,设计一种高效的长距离依赖建模方法，结合小波变换特征调制块以改善多尺度感受野表示，增强图像细节恢复能力;同时，融合卷积神经网络以提取局部特征,与Mamba的全局建模能力互补，从而全面提升红外图像超分辨率的性能与效率。

## 进度安排

2023年09月——2024年12月（资料准备和论文开题）

内容：认真撰写开题报告，进行开题报告答辩；

2025年01月——2025年05月（内容的相关研究）

内容：基于高频特征增强与方向自适应注意力的轻量级红外图像超分辨率重建重建论文的撰写与投稿；

2025年06月——2025年12月（内容的相关研究）

内容：完成基于基于小波变换与Mamba实现单图像超分重建的研究，并撰写相应论文；

2026年01月——2026年03月

内容：毕业论文撰写；

2026年04月——2026年06月

内容：论文定稿，论文答辩。

## 预期目标

通过创新的红外图像超分辨率算法，结合方向方向性自适应调制模块和高频特征门控注意力对高频特征增强，提升红外图像细节恢复能力，并有效抑制噪声影响。此外，结合Mamba模型与小波变换，突破传统卷积神经网络在长程依赖建模及高分辨率图像处理中的计算瓶颈，提高超分辨率重建效率和精度。最终，通过这些技术进步，推动红外图像处理技术的应用，特别是在医学影像、遥感图像等领域，提供高效且精确的图像重建方案。

## 写作大纲

摘要

第1章 绪论

1.1 研究背景和意义

1.2 国内外研究现状

1.3 本文研究工作

第2章 预备知识

2.1 红外图像成像原理

2.2 深度神经网络

2.3 注意力机制

2.4 图像超分辨率重建

2.5 本章小结

第3章 基于特征交互再精炼的轻量级红外图像超分辨率重建网络

3.1 引言

3.2 网络模块设计

3.3 实验设计与结果分析

3.4 本章小结

第4章 基于小波变换与Mamba实现轻量级红外图像超分辨重建网络

4.1 引言

4.2 网络设计

4.3 实验结果与分析

4.4 本章小结

第5章 总结和展望

5.1 本文总结

5.2 未来工作及展望

参考文献

致谢

攻读硕士学位期间发表的学术论文

# 条件与经费

本研究依托于计算机学院“智能科学与智能应用”福建高校重点实验室，不但享有该实验室的各类资源，还通过学校图书馆的文献传递获得资料。本课题实验使用高性能GPU设备，为做实验提供很大的便利。自从入学以来，每周参加由导师组织的项目讨论会，让我能够快速的进行学习和研究该领域。本人导师方金生老师对本论文的立题提出很多专业性指导意见。在福建省自然基金面上项目,校长基金，教育厅中青年，重点实验室开放课题的支持下，论文实验方面进行的更加顺利。

# 关键问题及难点

## 关键问题

## 噪声与边缘特征混杂：红外图像中噪声与边缘特征难以分离，增强高频信息时容易放大噪声，导致伪影产生。如何有效分离并增强边缘特征，抑制噪声是一个关键问题。

## 低频特征传递问题：随着网络深度增加，低频特征容易丢失，导致全局结构和细节丧失。如何确保低频特征有效传递并保持图像的整体结构，是一个重要问题。

## 难点

## 长程依赖和全局信息捕捉：深层网络确实面临计算和内存方面的挑战，尤其是在硬件资源有限的情况下。这一问题在处理大规模数据或高分辨率图像时尤为明显。如何高效捕捉长程依赖和全局信息，同时避免过高的计算开销，是技术难点。

## 高频信息增强与噪声控制：增强高频细节可能放大噪声，如何自适应地增强高频信息并避免噪声干扰，是提升红外超分效果的难点。

## 计算效率与精度平衡：结合多种技术时，如何在保证模型精度的同时控制计算复杂度，尤其是高分辨率图像处理中的计算开销，是实现实际应用的难题。

# 参考文献

1. Yuan H, Yan F, Chen X, et al. Compressive Hyperspectral Imaging and Super-resolution[C]. In: 2018 IEEE 3rd International Conference on Image, Vision and Computing (ICIVC), 2018: 618-623.
2. Yu W, Peng Q, Tu H, et al. An Infrared Image Synthesis Model Based on Infrared Physics and Heat Transfer[J]. Int. J. Infrared Millim. Waves, 1998, 19: 1661-1669.
3. 廖小华, 陈念年, 蒋勇,改进的卷积神经网络红外图像超分辨率算法[J]. 红外技术, 2020, 42(1): 75-80.
4. 田广强. 一种新颖高效的红外动态场景多目标检测跟踪[J]. 红外技术, 2018, 40(3): 259-263.
5. Atkinson P M, Tatnall A R. Introduction Neural Networks in Remote Sensing[J]. Int. J. Remote Sens., 1997, 18: 699-709.
6. Foody G, Arora M. An Evaluation of Some Factors Affecting the Accuracy of Classification by an Artificial Neural Network[J]. Int. J. Remote Sens., 1997, 18: 799-810.
7. Zhong Y, Zhang L. An Adaptive Artificial Immune Network for Supervised Classification of Multi-/Hyperspectral Remote Sensing Imagery[J]. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens., 2011, 50: 894-909.
8. Dong C, Loy C, He K. Learning a Deep Convolutional Network for Image Super-Resolution[C]//Proceedings of the European Conference on Computer Vision. Zurich, Switzerland, 2014: 184-199.
9. Kim J, Kwon Lee J, Mu Lee K. Accurate Image Super-Resolution Using Very Deep Convolutional Networks[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2016: 1646-1654.
10. Ledig C, Theis L, Huszar F, et al. Photo-Realistic Single Image Super-Resolution Using a Generative Adversarial Network[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2017: 4681-4690.
11. Lim B, Son S, Kim H. Enhanced Deep Residual Networks for Single Image Super-Resolution[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. 2017: 136-144.
12. He K, Zhang X, Ren S, et al. Deep Residual Learning for Image Recognition[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2016: 770-778.
13. Shi W, Caballero J, Huszár F, et al. Real-Time Single Image and Video Super-Resolution Using an Efficient Sub-Pixel Convolutional Neural Network[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2016: 1874-1883.
14. Ha VK, Ren J, Xu X, et al. Deep Learning Based Single Image Super-Resolution: A Survey[C]//International Conference on Brain Inspired Cognitive Systems. Springer, Cham, 2018: 106-119.
15. Schultz R R, Stevenson R L. A Bayesian Approach to Image Expansion for Improved Definition[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1994, 3(3): 233-242.
16. Hou H, Andrews H. Cubic Splines for Image Interpolation and Digital Filtering[J]. IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1978, 26(6): 508-517.
17. Li X, Orchard M T. New Edge-Directed Interpolation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(10): 1521-1527.
18. Schultz R R, Stevenson R L. Improved Definition Video Frame Enhancement[C]//1995 International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. IEEE, 1995, 4: 2169-2172.
19. Schultz R R, Stevenson R L. Extraction of High-Resolution Frames from Video Sequences[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1996, 5(6): 996-1011.
20. Zhang X F, Huang W, Xu M F, et al. Super-Resolution Imaging for Infrared Micro-Scanning Optical System[J]. Optics Express, 2019, 27(5): 7719-7737.
21. Chang H, Yeung D Y, Xiong Y. Super-Resolution Through Neighbor Embedding[C]//Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2004. CVPR 2004. IEEE, 2004, 1: I-I.
22. Yang X, Wu W, Liu K, et al. Multi-Sensor Image Super-Resolution with Fuzzy Cluster by Using Multi-Scale and Multi-View Sparse Coding for Infrared Image[J]. Multimedia Tools and Applications, 2017, 76(23): 24871-24902.
23. Zhang L, et al. Single Image Super-Resolution: A Benchmark[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015.
24. Liao X, et al. Infrared Image Super-Resolution Using Improved Convolutional Neural Network[J]. Infrared Technology, 2020.
25. Dong C, Loy C C, Tang X. Accelerating the Super-Resolution Convolutional Neural Network[C]//European Conference on Computer Vision (ECCV), 2016: 391-407.
26. Tong Y, Chen L, Xu L. SRDenseNet: Dense Network for Single Image Super-Resolution[C]//IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 2017: 317-325.
27. Zhang H, Li H, Li X. Residual Channel Attention Networks for Image Restoration[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2018, 41(2): 295-307.
28. Lan Y, Liu W, Chen Q. MADNet: Multi-Scale Attention Network for Image Super-Resolution[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2020: 587-596.
29. Liu Y, Zhang X, Wu H. Cross-SRN: A Cross-Scale Residual Network for Single-Image Super-Resolution[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2020: 1953-1961.
30. Zhou Z, Wang X, Li Q. VapSR: A Variable Receptive Field and Attention-Based Super-Resolution Network[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2020: 2186-2195.
31. Kong X, Zhang L, Zhang L. RLFN: A Residual Local Feature Network for Lightweight Image Super-Resolution[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2020: 7127-7136.
32. Chao Y, Li X, Zhang X, et al. LIRCAN: Low-Resolution Infrared Image Super-Resolution via Convolutional Neural Network with Residual Learning[J]. Infrared Physics & Technology, 2020, 107: 103279.
33. Zhang Y, Li Z, Li Z. PCS: Partially Channel Shuffling for Infrared Image Super-Resolution[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2020, 30(11): 4111-4123.
34. Gao, D., & Zhou, D. (2023). A Very Lightweight and Efficient Image Super-Resolution Network. Expert Systems with Applications, 213, 118898.
35. Fang J, Chen X, Zhao J, Zeng K. A Scalable Attention Network for Lightweight Image Super-Resolution[J]. Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences, 2020, 34(1): 182-190.
36. 白皓, 白廷柱. 基于深度残差神经网络的红外图像超分辨率重构算法[J]. 光电技术应用, 2024, 1001-8891(2024)02-0176-07.
37. Yao T, Luo Y, Hu J, Xie H, Hu Q. 基于判别字典和深度残差网络的红外图像超分辨率[J]. 红外物理与技术, 2020, 107: 103314.
38. Choi K, Kim C, Kang M H, Ra J B. 使用可见光图像信息改善红外图像分辨率[J]. IEEE信号处理快报, 2011, 18(10): 611-614.
39. Wang B, Zou Y, Zhang L, et al. Multimodal Super-Resolution Reconstruction of Infrared and Visible Images via Deep Learning[J]. Optics and Lasers in Engineering, 2022, 156: 107078.
40. Huang Y, Miyazaki T, Liu X, et al. Target-Oriented Domain Adaptation for Infrared Image Super-Resolution[J]. arXiv preprint arXiv:231.
41. Dan J, Jin T, Chi H, et al. PIRN: Phase Invariant Reconstruction Network for Infrared Image Super-Resolution[J]. Neurocomputing, 2024: 128221.
42. Qin F., Yan K., Wang C., et al. LKFormer: Large Kernel Transformer for Infrared Image Super-Resolution. Multimed. Tools Appl., 2024, 83: 72063–72077.
43. Liu S., Yan K., Qin F., Wang C., Ge R., Zhang K., Huang J., Peng Y., Cao J. Infrared Image Super-Resolution via Lightweight Information Split Network. In: Advanced Intelligent Computing Technology and Applications (ICIC 2024), pp. 293–304, 2024.
44. Li L., Zhang Y., Liu et al. Feature Modulation Transformer: Cross-Refinement of Global Representation via High-Frequency Prior for Image Super-Resolution. In: Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV), 2023, pp. 12514–12524.
45. Gu T., Dao T. Mamba: Linear-Time Sequence Modeling with Selective State Spaces. arXiv preprint, 2023, arXiv:2312.00752.