

文章编号: 1002-1582(2026)02-0245-07

双树复小波与多尺度特征的红外图像融合增强

魏艳平*

(南昌应用技术师范学院 电子与信息工程学院, 江西 南昌 330108)

摘 要: 针对红外图像在亮度分布、对比度以及细节清晰度上的不足, 提出一种基于双树复小波与多尺度特征的红外图像融合增强方法。其中, 利用自然对数的斜率递减的特点, 提出一种自适应的对数斜率变换函数, 分别对每一像素进行变换拉伸, 优化场景的亮度分布和对比度; 在对数斜率变换的基础上, 提出一种基于自适应系数的非锐化掩蔽方法, 提升图像的边缘和细节的清晰度; 借助双树复小波变换的多尺度与多方向特性, 分别将两增强图像分解为多尺度、多方向的子带, 然后根据自定义的亮度权重图与细节权重图, 对相同尺度、相同方向的子带进行加权融合, 最后对融合的子带进行双树复小波反变换, 获得效果理想的红外图像。从视觉感知和量化数据两方面对提出方法进行性能评估, 结果显示提出方法比现有方法具有更好的视觉质量和更高的平均梯度、空间频率和信息熵, 因此提出方法能够更好地应用于红外成像领域。

关 键 词: 图像融合增强; 红外图像; 双树复小波; 多尺度特征; 空间频率

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

Infrared image fusion enhancement using dual tree complex wavelet and multi-scale features

WEI Yanping*

(School of Electronics and Information Engineering, Nanchang Normal College of Applied Technology, Nanchang 330108, China)

Abstract: Aiming at the shortcomings of infrared images in terms of brightness distribution, contrast, and detail clarity, an infrared image fusion enhancement method based on dual tree complex wavelet and multi-scale features is proposed. Therein, by utilizing the decreasing slope of natural logarithm, an adaptive logarithmic slope transformation function is proposed to enhance the brightness distribution and contrast of the scene by transforming and stretching each pixel separately. On the basis of logarithmic slope transformation, a non-sharpening masking method based on adaptive coefficients is proposed to enhance the clarity of image edges and details. By utilizing the multi-scale and multi-directional properties of the dual tree complex wavelet transform, the two enhanced images are decomposed into multi-scale and multi-directional sub-bands, respectively, and according to the custom brightness weight map and detail weight map, the sub-bands of the same scale and direction are weighted and fused. Finally, the fused sub-bands are subjected to dual tree complex wavelet inverse transform to obtain the ideal infrared image. The performance evaluation of the proposed method was conducted from both visual perception and quantitative data perspectives, and the results showed that the proposed method has better visual quality and higher average gradient, spatial frequency and information entropy than existing methods. Therefore, the proposed method would be a better method in the field of infrared imaging.

Keywords: image fusion enhancement; infrared image; dual-tree complex wavelet; multi-scale features; spatial frequency

收稿日期: 2025-11-19; 收到修改稿日期: 2025-12-26

基金项目: 江西省教育厅科学技术研究项目 (GJJ2403103); 江西省高等学校教学改革研究课题 (JXJG-24-42-4)。

作者简介: 魏艳平 (1982—), 男, 副教授, 从事计算机图形学、信号和信息处理与嵌入式系统开发方面的研究。

* 通讯作者: weiyanning@nncat.edu.cn

0 引 言

红外成像通过感知场景辐射的红外线,生成能反映场景温度分布的图像,在夜视、穿透遮挡等场景中,相对可见光成像具有明显的优势,广泛应用于军事、医疗和工业检测等领域。但是仅根据温度分布差异而成像,加上存在温度、介质和外辐射等因素的干扰,红外成像往往亮度不足、对比度低和细节模糊等缺陷,难以准确刻画场景的真实信息^[1]。因此,改善红外成像的效果非常重要。红外图像增强的核心目标是改善图像的亮度分布,解决对比度低和细节模糊的问题。增强红外成像效果的方法,根据所使用的核心技术可分为:像素值变换增强类,频率域和小波域增强类,以及数据学习增强类^[2]。

像素值变换增强类的方法通过实现像素值在灰度级动态空间的近似均匀重分布,充分利用灰度级空间,拉大像素值之间的差距,或是通过增强表示高频信息的像素的信号强度,从而突出高频信息,以改善图像的亮度、对比度与清晰度^[3]。针对大多数的增强方法在高频特征与噪声之间难以实现较好的鲁棒性,Lu等^[4]利用引导滤波的边缘保持能力,将红外图像分解为低频和高频两部分,用自调节的亮度校正模型和方向梯度算子分别增强低频分量和高频分量。为了在增强细节的同时对噪声进行抑制,Song等^[5]结合引导滤波和高斯滤波,将红外图像分解为亮度和细节两部分,对亮度层进行自调节的频次均衡以提升整体亮度和对比度,而在细节层上应用细节增益函数,将增强后的两个图层融合为增强的红外图像。自适应的直方图均衡以及自增益函数均为全局处理方法,虽然在一定程度上改善了红外图像,但是忽略了红外图像的局部几何特征,会产生局部的过度增强。Chen等^[6]提出一种多通道特征融合的增强方法,对红外图像分别提取前景信息、提取内在的纹理细节和抑制噪声,从而得到三通道的增强图像,然后融合三通道图像以改善图像效果。红外图像本身的局部细节特征不显著,单纯的特征提取和噪声抑制并不能明显改善图像的效果。

频率域和小波域增强类方法将图像转换到频率域或小波域,针对不同成分进行增加或抑制,再逆变换回空间域,实现图像目标成分的增强^[7]。Yang等^[8]将红外图像转换到小波域的低频和高频两部分,用阈值函数去除高频部分的噪声,而用Retinex算法处理低频子带以改善亮度分布,然后通过

小波重构获得增强的红外图像。但是小波变换缺乏方向选择性,会产生棋盘效应,且阈值函数会模糊图像的细节。Zhang等^[9]对小波分解后的低频图像应用对比度约束的自适应直方图均衡,而用自适应的Gamma系数增强高频图像。Gamma变换固然能增强图像的边缘和细节,但是对不同的图像缺乏鲁棒性,会产生局部的增强不足或过度增强。He等^[10]提出一种基于多尺度顶帽变换的增强方法,用不同尺度的结构元素进行膨胀和侵蚀,以实现黑白差异顶帽变换,用迭代阈值方法来提取更详细的图像特征,然后设置截止常数来确定结构元素的最终比例。

数据学习增强类的方法根据大量的低质图像与高质图像的配对数据进行学习训练,训练出一个从低质图像到高质图像模型^[11]。针对红外图像的低对比度和细节模糊,Pang等^[12]提出一种双流深度全卷积神经网络,红外细节增强子网络提取深度特征,全局内容不变子网络捕获上下文信息,两子网络进行优势互补实现红外图像增强。Zhang等^[13]提出一种多尺度特征和融合网络,提取图像的多尺度特征,然后逐尺度地增强红外特征信息,用特征交互块整合不同尺度的特征以补偿边缘细节。基于数据学习类的增强方法虽然能够从图像数据中学习细节特征和对比度等的映射规律,但其增强效果决定于学习数据的数量和质量,且对硬件和算力的要求比较高,计算和部署的成本高,泛化能力弱,难以适应复杂多变的实际场景^[14]。

为了在亮度分布、对比度增强和细节保真度上更好地改善红外图像的效果,提出基于双树复小波与多尺度特征的红外图像融合增强方法。提出自调节的对数斜率变换函数,以优化红外场景的亮度分布和对比度;在对数斜率变换的基础上,提出自适应的非锐化掩蔽方法,清晰化和凸显图像的边缘和细节;根据自定义的权重图,用双树复小波变换对两增强图像进行多尺度和多方向的分解、加权融合,然后将融合结果整合为效果较理想的红外图像。最后用实验对提出方法进行有效性评估。

1 提出的融合增强方法

本文方法包含四个步骤:(1)自适应的斜率变换增强;(2)在对数斜率变换的基础上的自适应的非锐化掩蔽细节增强;(3)亮度权重和细节权重的定义;(4)基于双树复小波变换的分解和加权融合。本文方法的整体框架如图1所示。

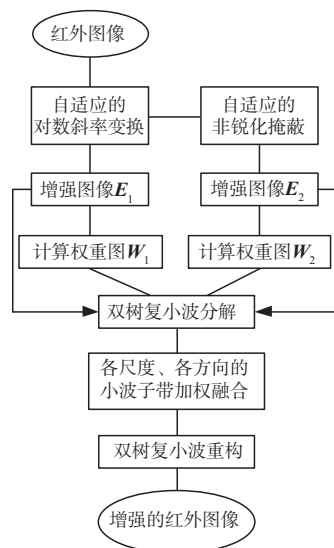


图1 本文方法的框架图

1.1 双树复小波变换

小波变换使用小波基将信号或图像分解为表示平滑特征的低频部分与表示突变特征的、多尺度的高频部分，使多分辨率的局部分析成为可能。但是小波是带通函数，在图像像素快速变化的地方，小波系数会产生振荡、具有平移变化性、且容易产生频率混叠从而导致图像产生伪影，另外其缺乏方向性会导致图像产生棋盘效应。

双树复小波在小波变换的基础上发展而来^[15]，规避了小波变换的缺陷，由两路小波变换组合而成，一路表示复变换的实部，一路表示复变换的虚部，从而使得变换具有偏移、旋转不变性，能够更精确地刻画图像的边缘细节，同时具有多尺度、多方向选择性，适应边缘细节的多尺度特征和几何特征。单个复小波子带就能在空间、尺度和方向上对光谱能量进行精确测量；它在每一尺度上，将图像分解为一个低频分量与6个方向（ $\pm 15^\circ, \pm 45^\circ, \pm 75^\circ$ ）的高频分量。

1.2 自适应的对数斜率变换

红外成像依靠红外热辐射，成像的原理和硬件特性决定了红外图像在亮度的高低分布、画面的对比度和边缘细节的清晰度上难以取得理想的效果。在多数成像场景中，细节纹理之间、目标物体之间以及目标与背景之间的温差幅度较小，从而导致图像的像素集中分布于少数的灰度级上，使得红外图像的对比度不足。

为了优化红外图像的亮度分布和对比度，改善场景信息的视觉可读性，根据在灰度级动态空间上红外图像像素分布的一般特征，以及对数函数的斜率的特征，提出了一种自适应的对数斜率变换增强方法，其幂指数函数变换为

$$E_1(x, y) = I(x, y) \times \left(\frac{1}{I(x, y) + \epsilon} \right)^\alpha \quad (1)$$

式中， I 为数据归一化后的红外图像， (x, y) 为图像中的像素坐标， $I(x, y)$ 为像素值； E_1 为变换增强后的图像。 $\frac{1}{I(x, y) + \epsilon}$ 为以像素值 $I(x, y)$ 为真数、 e 为底数的对数 $\ln(I(x, y))$ 的斜率， ϵ 为防止分母为0而特别设置的正则化参数，这里 ϵ 取 10^{-5} ，斜率 $\frac{1}{I(x, y) + \epsilon}$ 对应于定义域 $[0, 1]$ 的值域为 $\left[\frac{1}{\epsilon}, \frac{1}{1 + \epsilon} \right]$ 。

自适应的对数斜率变换增强的提出，是受指数变换对归一化数据的重分布特征的启发。对于一特定的图像和固定的指数 α ，除取最大灰度级的像素之外，式（1）对每一像素均有放大作用，像素值越小，放大的幅度越大，如图2所示，从而扩大像素在灰度级上分布的范围，实现像素在灰度级空间上的近似均匀分布，在改善图像的亮度分布的同时，提升图像的对比度，特别是亮度较暗的图像。

对于不同的图像，式（1）中的 α 控制像素变换的强度，根据数据归一化的红外图像 I ，定义为

$$\alpha = \frac{0.6}{1 + \text{mean}(I)} \quad (2)$$

式中， $\text{mean}(I)$ 为图像的平均亮度，亮度越小， α 值越大，根据式（1），对于一特定的像素值，其放大的幅度越大，效果图2所示，从而在更大程度上改善图像的亮度和对比度。

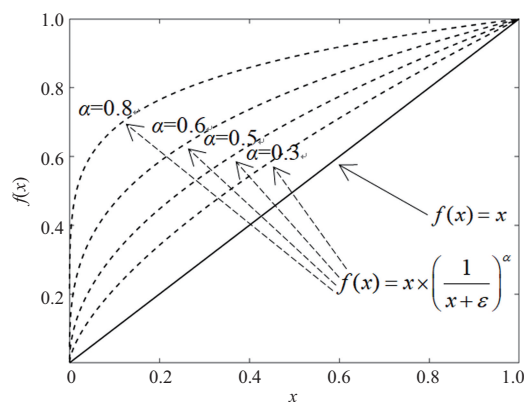


图2 自适应的对数斜率变换

1.3 自适应的非锐化掩蔽

非锐化掩蔽的定义为

$$D = E_1 - \text{GausFilter}(E_1) \quad (3)$$

$$E_2 = E_1 + D \quad (4)$$

式中， D 为高频图像， GausFilter 为高斯滤波器，

采用高斯滤波模糊图像的边缘,然后通过差运算提取图像的边缘和纹理信息,但是其全局的锐化处理会产生局部的过度增强,且边缘和细节不够自然,有失真的效果,对不同的图像缺乏鲁棒性。为此,本文提出局部自适应的非锐化掩蔽方法

$$E_2(x,y)=E_1(x,y)+R(x,y)\times D(x,y) \quad (5)$$

式中, $D(x,y)$ 可能为负值、0或正值, $R(x,y)$ 为叠加高频 $D(x,y)$ 的分量系数,定义为图像的局部信息熵的函数

$$R(x,y)=\sqrt{\frac{8}{\text{entropy}(N_{(x,y)}(l))}} \quad (6)$$

式中, $N_{(x,y)}(l)$ 为图像 E_1 上以像素 $E_1(x,y)$ 为中心的、大小为 $l\times l$ 的矩形邻域,本文采用边长 $l=3$ 。entropy为信息熵函数。

对 $E_1(x,y)$ 叠加高频的分量,由 $R(x,y)$ 系数自适应地决定, $R(x,y)$ 自适应于 $E_1(x,y)$ 的邻域像素 $N_{(x,y)}(l)$ 的信息熵。当前像素对应的局部高频信息越强烈,信息熵就越大,对应的叠加分量系数 $R(x,y)$ 就小,从而适当控制其叠加的分量;而局部高频信息越薄弱,信息熵就越小,对应的叠加分量就越大,从而在更大程度上提升高频信息。自适应的叠加系数 R ,避免了因统一分量的高频叠加从而导致的过度增强和失真效果。

1.4 图像权重图的定义

(1) 亮度权重

因为红外图像是根据红外热辐射成像,像素之间的过度较为平滑,场景的亮度分布是渐变、局部近似均匀的,因此本文将像素的亮度权重定义为当前像素 $E_i(x,y)(i=1,2)$ 的邻域像素的均值

$$W_{\text{bri}}(x,y)=\frac{N_{(x,y)}(l)}{l\times l} \quad (7)$$

这里,本文采用边长 $l=3$ 。于是图像 E_i 的亮度权重图为其均值滤波图像

$$W_{\text{bri}}=\text{meanFilter}(E_i,l) \quad (8)$$

这里 meanFilter为图像的均值滤波函数。

(2) 细节权重

图像的细节体现图像的显著化特征,本文将像素 $E_i(x,y)$ 的细节权重定义为像素 $E_i(x,y)$ 与邻域像素 $N_{(x,y)}(l)$ 的绝对差的均值

$$W_{\text{det}}(x,y)=\frac{\sum(|E_i(x,y)-N_{(x,y)}(l)|)}{l\times l} \quad (9)$$

式中,数值 $E_i(x,y)$ 对矩阵 $N_{(x,y)}(l)$ 具有广播功能,这里的采用 $l=3$ 。对上式进行等价变换

$$W_{\text{det}}(x,y)=\left|E_i(x,y)-\frac{\sum(N_{(x,y)}(l))}{l\times l}\right| \quad (10)$$

式中 $\frac{\sum(N_{(x,y)}(l))}{l\times l}$ 为对像素 $E_i(x,y)$ 进行均值滤波,于是细节权重图为

$$W_{\text{det}}=|E_i-\text{meanFilter}(E_i,l)| \quad (11)$$

1.5 多尺度、多方向的加权融合

设经斜率变换和非锐化掩蔽增强的图像分别为 E_1 和 E_2 ,分别从亮度分布和对比度、边缘细节清晰度的角度对图像进行了增强,另外图像特征具有多尺度和多方向性。为了综合两增强图像的优势,使得增强后的图像同时具有较适宜的亮度分布、较高的对比度以及清晰的边缘细节,对两张增强图像及其亮度权重图和细节权重图分别进行多尺度、多方向的双树复小波分解,进而对两图像的子带进行多个尺度、多方向的加权融合,最后将融合结果进行双树复小波反变换,获得效果较理想的增强图像,具体方法如下。

(1) 分别根据式(8)和(11)计算增强图像 E_1 和 E_2 的亮度权重图与细节权重图,得 $W_{(\text{bri},1)}$ 和 $W_{(\text{det},1)}$ 、 $W_{(\text{bri},2)}$ 和 $W_{(\text{det},2)}$

(2) 对两图像的权重图进行归一化

$$W_1=\frac{W_{(\text{bri},1)}+W_{(\text{det},1)}}{W_{(\text{bri},1)}+W_{(\text{det},1)}+W_{(\text{bri},2)}+W_{(\text{det},2)}} \quad (12)$$

$$W_2=\frac{W_{(\text{bri},2)}+W_{(\text{det},2)}}{W_{(\text{bri},1)}+W_{(\text{det},1)}+W_{(\text{bri},2)}+W_{(\text{det},2)}} \quad (13)$$

(3) 将图像 E_1 、 E_2 、 W_1 和 W_2 分别进行四尺度的双树复小波分解,其中DTCWT()代表双树复小波分解函数,分解尺度 $\text{leve}=1\sim 4$, $\text{direct}=1\sim 6$ 。

$$C_{E1}(\text{level})(\text{direct})=\text{DTCWT}(E_1,4) \quad (14)$$

$$C_{E2}(\text{level})(\text{direct})=\text{DTCWT}(E_2,4) \quad (15)$$

$$C_{w1}(\text{level})(\text{direct})=\text{DTCWT}(W_1,4) \quad (16)$$

$$C_{w2}(\text{level})(\text{direct})=\text{DTCWT}(W_2,4) \quad (17)$$

如果复小波分解的尺度太少,不足以表示不同尺度的图像信息,如果分解的尺度太多,会增大分解和重构的复杂度。参考图像的高斯和拉普拉斯金字塔分解^[16]以及复小波分解^[15],本文的双树复小波分解采用四尺度,四个层级的分辨率能够充分表示图像的各个尺度信息。

(4) 对各尺度、各方向的系数进行加权融合

$$C_E(\text{level})(\text{direct})=C_{E1}(\text{level})(\text{direct})\times C_{w1}(\text{level})(\text{direct})+C_{E2}(\text{level})(\text{direct})\times C_{w2}(\text{level})(\text{direct}) \quad (18)$$

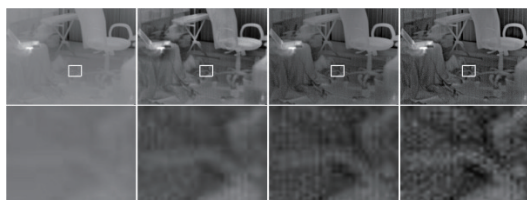
(5) 对融合后的小波系数 C_E 进行复小波重构,实现红外图像的融合增强

$$E=\text{IDTCWT}(C_E) \quad (19)$$

对红外图像分别从不同角度进行增强,然后根据定义的权重图,用双树复小波变换对不同的

增强图像进行多尺度和多方向的分解、加权融合和反变换，实现了亮度分布、对比度和边缘细节上的有效增强。

本文方法包含三个增强步骤：自适应的斜率变换增强、自适应的非锐化掩蔽增强以及基于双树复小波变换的分解和加权融合。三者在视觉上的效果比较如图3所示。为了能更清晰明确地比较各个方法的实际效果，选取一细节区域（以白色矩形标注），将其双立方插值放大后置于对应图像的下方。其中，对原红外图像进行自适应的斜率变换增强之后，在较大程度上地改善了图像的亮度分布与对比度，但是从放大的细节区域来看，边缘和细节信息不够清晰和明显；而在此基础上，进行自适应的非锐化掩蔽增强之后，从放大的细节区域可以看出，能进一步凸显图像的边缘和细节；进一步地，对斜率变换增强的图像和非锐化掩蔽增强的图像，计算它们的亮度权重图和细节权重图，进而在双树复小波域进行多尺度、多方向的分解和加权融合，能同时兼顾灰度级分布与几何特征在图像增强上的优势，使得图像边缘和细节更加清晰，对比度更高。



(a) 原图 (b) 斜率变换 (c) 非锐化掩蔽 (d) 融合增强

图3 斜率变换、非锐化掩蔽与融合增强的效果对比

2 实验评估

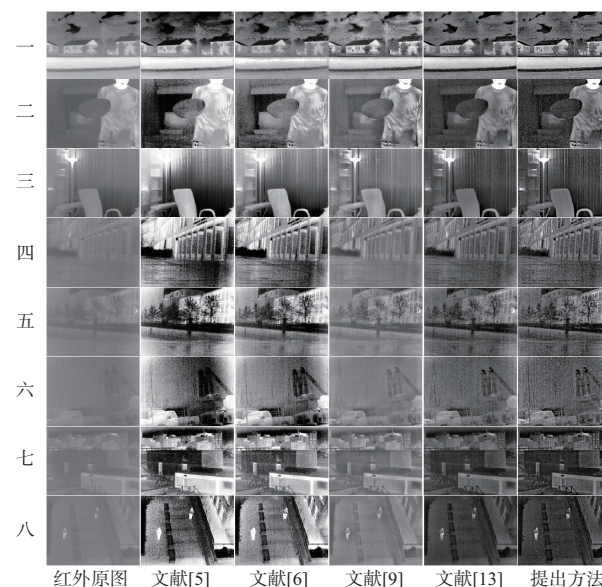
2.1 实验环境与实验指标

实验环境为 Intel i9 CPU 和 32G 内存，Win10 操作系统，以及 Anaconda 24.11.3 和 Python 3.12。根据视觉感知与量化指标：平均梯度、空间频率^[17]和信息熵^[18]，对提出方法的增强效果进行评估，一同参与实验比较的有文献[5]和[6]提出的像素值变换增强类方法，文献[9]提出的小波域增强类方法和文献[13]提出的数据学习增强类方法。

视觉感知结合生理特性与主观认识，对图像的清晰度、对比度和亮度进行多维评估。平均梯度衡量局部对比度的平均值，较大的平均梯度表示对比度较高。空间频率反映场景信息在空间上的变化率，较大的空间频率表示场景信息较清晰，边缘细节也较突出。信息熵反映图像的场景信息表示能力，信息熵越大，图像包含的边缘细节或灰度变化越丰富。

2.2 视觉评估

将本文提出的融合增强方法与现有的四种方法，应用于八个不同场景的红外图像，结果如图4所示。相对于第一列原红外图像，各方法对图像的亮度、对比度和细节的清晰度均有不同程度的改善，各个方法各有所长，但同时也存在不足之处。



红外原图 文献[5] 文献[6] 文献[9] 文献[13] 提出方法

图4 增强的红外图像

总体上看，文献[5]和[6]方法对图像的亮度有显著的提升，场景的光照度较亮，但是同时也产生了过度增强，特别是基于直方图均衡的方法^[5]，对原图像中亮度较大的区域，均产生严重的过度增强，较大的亮度破坏了原本存在的边缘和细节信息以及几何特征。文献[6]过度增强的效果相对较少，整体的增强效果较好，除了在少部分原本亮度较大的区域有过度增强之外，在亮度、对比度和清晰度上具有较好的效果。文献[9]对图像增强后，边缘和细节的清晰度虽然比原图像有一定程度的改善，但是提升的幅度不够明显，场景的细节信息不够清晰，对比度相对偏低。文献[13]的增强效果相对较好，能够在保持适宜亮度的同时，提升图像的对比度，优化边缘细节的清晰度，图像的几何特征更加特出。

相对于其他方法，本文方法对亮度的分布更加均匀和适宜，物体轮廓更加清晰，边缘的锐利度更加明显。相对于效果较好的文献[13]方法，本文方法在边缘细节和几何特征的凸显上具有更大的优势。因此，本文方法能更好地改善红外图像的亮度分布、对比度和细节的清晰度。

2.3 量化评估

分别将图4对应的平均梯度、空间频率和信息

熵, 根据场景图像分组、以水平条形图可视化于图5~7中。为了更好地比较各个方法的优、劣势, 将水平坐标开始部分进行缩短, 从而重点突出右端的长、短部分。

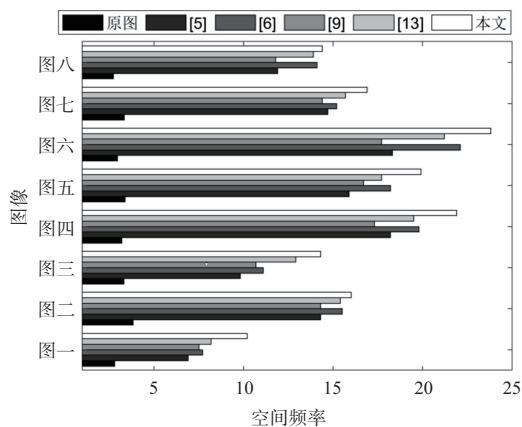


图5 各个方法的平均梯度

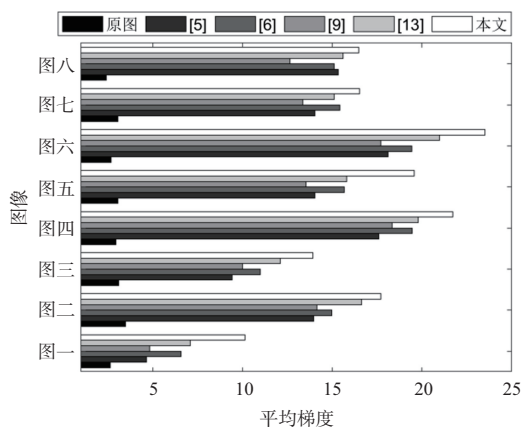


图6 各个方法的空间频率

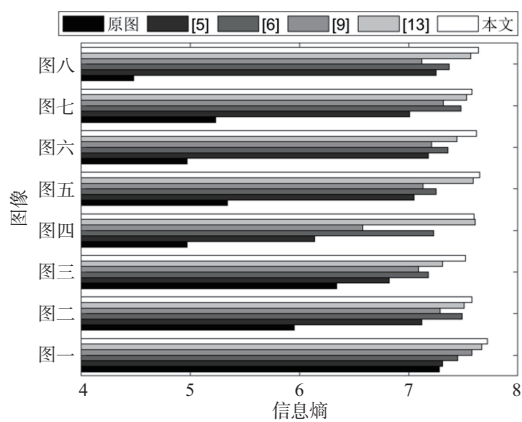


图7 各个方法的信息熵

根据图5所示的平均梯度, 各个原图像的平均梯度均较小, 因此在对比度上明显不足。另外, 由于各个场景的图像特征不同, 各个方法对平均梯度所能提高的幅值, 对于不同场景图像是不一样的, 而对于同一场景图像, 各个平均梯度的差异体现了各个方法在提高红外图像对比度上的性能差异。

文献[5]在一定程度上提升了图像的平均梯度, 但是相对于其他方法依然不足, 提升的幅度相对偏小。而文献[6]在较大程度上提升了平均梯度, 整体图像的对比度较大。同样地, 文献[13]具有较强的特征提取能力, 对应各个场景图像均获得较大的平均梯度值, 表现出良好的对比度提升能力。文献[9]方法在平均梯度上的表现不佳, 在图像对比度的改善上略显不足。与其他实验方法相比, 对应不同场景的红外图像, 本文方法的平均梯度均为最大, 表现出优异的对对比度提升能力。对于不同的场景图像, 本文方法均取得相对最大的平均梯度。

如图6所示, 经各个方法增强处理后, 各红外图像的空间频率均获得较大的提高。具体到某一场景图像, 各个方法对空间频率提升的幅度有一定的差异。其中, 方法[5]和[9]对空间频率的提升幅度偏低, 因为方法[5]对除场景八之外的其他图像, 均产生明显的过度增强, 破坏了图像的部分边缘和细节, 而方法[9]在小波域中未能显著改善图像的边缘和信息的清晰度。方法[6]通过多通道的特征提取和融合, 虽然能够在较大程度上增强边缘和细节, 但是也会产生少部分的局部过度增强, 其取得的空间频率值处于中上水平。方法[13]用基于信道注意力和残差连接的特征增强模块增强不同尺度的红外特征信息, 获得了较大的空间频率值, 它能较好的改善边缘和细节的效果。相对于其他实验方法, 本文方法能在更大程度上提高图像的空间频率, 特别是对场景四、五和六, 其自适应的非锐化掩蔽以及多尺度、多方向的融合, 使得图像具有更清晰的边缘和细节。

单靠红外射线成像, 红外图像的信息含量往往较低, 因此信息熵普遍不高, 而图像增强可以提高图像的场景信息表示能力。各方法对八个场景红外图像增强后的信息熵如图7所示。除了因图一本身的信息含量高, 而各方法对其信息熵提升的幅度不显著之外, 对其他场景各方法都能在较大程度上提升图像的场景信息含量。其中, 方法[5]对各图像增强后的场景信息含量相对偏低, 因为全局的增强方法忽略了局部的几何特征, 产生过度增强而导致信息丢失。文献[9]的信息熵整体上处于中等水平, 因为其采用直方图均衡和Gamma变换均为全局映射增强方法, 对局部信息难以获得理想的增强效果。文献[6]方法取得的信息熵优于文献[5]和[9], 但是多通道特征的融合会导致局部的过度增强, 会丢失部分细节信息。相对于地, 文献[13]和本文方法获得较大的信息熵, 对于场景

四, 本文方法稍微落后于文献[13], 而对于其他场景图像, 本文方法略优于文献[13]。因此, 相对于其他方法, 本文方法在提升图像的场景信息表示能力上有一定的优势。

以上分别从视觉感知和量化质量指标, 参照部分现有方法, 对本文提出的方法的性能进行了评估。评估结果表明, 提出方法对红外图像具有较好的增强效果, 在亮度分布、对比度提升以及边缘细节清晰度的改善上相对于现有方法有一定的优势。

3 结 论

鉴于现有的红外图像增强方法的不足, 提出了一种基于双树复小波与多尺度特征的红外图像融合增强方法。用提出的自适应对数斜率变换方法和自适应非锐化掩蔽方法, 分别从亮度分布和对比度提升与边缘细节凸显上改善图像的效果, 根据自定义的权重图, 用双树复小波变换将两增强图像进行多尺度、多方向的加权融合。实验验证了经过融合增强的红外图像在亮度分布、对比度提升以及边缘细节的突出显示优于部分现有方法。因此提出方法能够更好地应用于红外图像领域。拓展本文方法中的图像加权融合方法, 进行多模态图像融合增强是下一步的研究工作。

参考文献:

- [1] 周辉奎, 顾牡丹. 自适应加权直方图均衡化的红外图像增强[J]. 光学技术, 2023, 49(06): 750—755.
Zhou Huikui, Gu Mudan. Infrared image enhancement based on adaptive weighted histogram equalization[J]. Optical Technique, 2023, 49(06): 750—755.
- [2] Gao M J, Bai Y, Liao H P, et al. Contrast enhancement algorithm for infrared images based on atmospheric scattering model[J]. Computers & Electrical Engineering, 2024, 118(12): 109318.
- [3] 罗国强, 陈家益. 改进双边滤波与平均 γ 矫正的图像增强[J]. 传感技术学报, 2022, 35(05): 644—649.
Luo Guoqiang, Chen Jiayi. Image enhancement based on improved bilateral filtering and average γ correction[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2022, 35(05): 644—649.
- [4] Lu P, Mu Y, Gu C J, et al. Multi-scale infrared image enhancement based on non-uniform weighted guided filtering[J]. Optics and Lasers in Engineering, 2025, 186: 108797.
- [5] Song H F, Wang Z Q, Cao W X, et al. Infrared image enhancement based on guided filtering and adaptive algorithm and its FPGA implementation[J]. Microwave and Optical Technology Letters, 2025, 67(1): e70105.
- [6] Chen B Y, Song Y M, Yang G, et al. An infrared image enhancement method based on multi-channel feature fusion network[J]. Optik, 2025, 327: 172306.
- [7] 蔡美芳, 万里勇. 基于自适应Gamma校正的红外图像增强算法[J]. 光学技术, 2022, 48(04): 486—491.
Cai Meifang, Wan Liyong. Infrared image enhancement algorithm based on adaptive Gamma correction[J]. Optical Technique, 2022, 48(04): 486—491.
- [8] Yang H T, Tong Y N, Cao Z Q, et al. Infrared image enhancement algorithm based on improved wavelet threshold function and weighted guided filtering[C]. Journal of Physics: Conference Series, 2023, 2525(0): 012017.
- [9] Zhang D, Liu Y N, Zhao Y, et al. Algorithm research on detail and contrast enhancement of high dynamic infrared images[J]. Applied Sciences-Basel, 2023, 13(23): 12649.
- [10] He Y, Kang S, Li W. et al. Advanced enhancement technique for infrared images of wind turbine blades utilizing adaptive difference multi-scale top-hat transformation[J]. Scientific Reports, 2024, 14:15604.
- [11] Li Y. Enhancing low-light images with lightweight fused fixed-directional filters network[J]. IET Image Processing, 2024, 18(13): 3976—3988.
- [12] Pang Z X, Liu G H, Li G S, et al. An infrared image enhancement method via content and detail two-stream deep convolutional neural network[J]. Infrared Physics & Technology, 2023, 132(Suppl C): 104761.
- [13] Zhang X H, Chen G L, Chen Z Y, et al. Multi-scale feature enhancement and fusion network for real-world infrared image denoising[J]. Infrared Physics & Technology, 2025, 148: 105833.
- [14] 章联军, 张鹏, 陈芬, 等. 融合深度学习与多尺度Retinex的水下图像增强方法[J]. 光电子·激光, 2023, 34(08): 823—832.
Zhang L J, Zhang P, Chen F, et al. Combining deep learning and multi-scale Retinex for underwater images enhancement[J]. Journal of Optoelectronics·Laser, 2023, 34(08): 823—832.
- [15] Zhang Y Q, Jiang J, Wang Z, et al. Low-light image enhancement method based on retinex theory and dual-tree complex wavelet transform[J]. Journal of King Saud University Computer and Information Sciences, 2025, 37(5): 1—14.
- [16] Zhou Y, He K, Xu D, et al. A multi-weight fusion framework for infrared and visible image fusion[J]. Multimedia Tools and Applications, 2024, 83, 68931—68957.
- [17] Liu X, Ma W, Ma X, et al. LAE-Net: A locally-adaptive embedding network for low-light image enhancement[J]. Pattern Recognition, 2023, Suppl C: 109039.
- [18] Cheng H, Long W, Li Y, et al. Two low illuminance image enhancement algorithms based on grey level mapping[J]. Multimedia Tools and Applications, 2021, 80(5): 7205—7228.