

# 基于目标增强的红外与可见光图像融合算法研究

丁麒文<sup>1</sup>, 祁海军<sup>2</sup>, 赵金博<sup>2</sup>, 李江勇<sup>1</sup>

(1. 华北光电技术研究所, 北京 100015; 2. 北京波谱华光科技有限公司, 北京 100015)

**摘要:**针对传统多尺度变换融合方法不能有效保留红外图像中热辐射信息及高对比度特征, 本文提出了一种基于目标增强多尺度变换的红外和可见光图像融合算法。首先, 对可见光图像进行预处理, 自适应地提高其对比度。其次, 对红外和可见光图像分别使用拉普拉斯金字塔(LP)分解为高频以及低频分量。然后, 使用分解后的红外低频信息确定低频段融合权重, 并引入参数 $\lambda$ 控制融合图像中红外信息比例。最后, 使用拉普拉斯金字塔逆变换重构融合图像。实验结果表明, 所提出的方法可以生成具有明显突出目标和丰富细节的融合图像, 并在主观视觉和客观指标上具有更好的表现。

**关键词:** 图像融合; 多尺度变换; 拉普拉斯金字塔; 红外图像; 可见光图像

**中图分类号:** TP391.41 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3969/j.issn.1001-5078.2023.03.020

## Research on infrared and visible image fusion algorithm based on target enhancement

DING Qi-wen<sup>1</sup>, QI Hai-jun<sup>2</sup>, ZHAO Jin-bo<sup>2</sup>, LI Jiang-yong<sup>1</sup>

(1. North China Research Institute of Electric-Optics, Beijing 100015, China;

2. Beijing Bop Opto-Electronics Technology Co. Ltd., Beijing 100015, China)

**Abstract:** In this paper, a target-enhanced multiscale transform-based fusion algorithm for infrared and visible images is proposed in view of the fact that the traditional multiscale transform fusion methods cannot effectively retain the thermal radiation information and high contrast features in infrared images. Firstly, the visible images are pre-processed to adaptively improve their contrast. Secondly, the IR and visible images are decomposed into high-frequency as well as low-frequency components using Laplace pyramids(LP), respectively. Then, the decomposed infrared low-frequency information is used to determine the low-frequency band fusion weights, and the parameter  $\lambda$  is introduced to control the proportion of infrared information in the fused image. Finally, the fused image is reconstructed using the Laplacian pyramid inverse transform. The experimental results show that the proposed method can generate fused images with clearly highlighted targets and rich details, and better performance in terms of subjective visual and objective metrics.

**Keywords:** image fusion; multiscale transform; Laplace pyramids; infrared image; visible image

### 1 引言

由于硬件设备的理论和技术限制, 单个传感器捕获的图像无法有效和全面地描述图像场景。图像

融合可以将不同来源图像中的信息组合成包含丰富的信息, 并且对于后续应用研究更有益的单个图像。近年来, 图像融合逐渐成为热门研究领域, 特别是红

外图像和可见光图像融合<sup>[1]</sup>可见光和红外图像融合技术广泛应用于军事监视,工业应用,医学成像,遥感,空间探索等。

图像融合可以在三个不同的层面进行,即像素、特征和决策层面。像素级图像融合是最底层次的融合,直接将相应像素的信息整合到单幅图像中。这个融合层次也加强和丰富了有用的信息,以确保在进行后续处理和分析之前,合并后的图像符合人类视觉系统的要求。本文中主要研究像素级图像融合的问题。

多尺度变换理论是传统图像融合中最流行的工具。传统的基于多尺度变换的图像融合方法包括金字塔法、小波法和基于多尺度几何分析的方法;这些方法一般包括三个步骤<sup>[2]</sup>。首先,对源图像进行单独分解以获得低频和高频信息。其次,根据相应的融合规则对低频和高频信息进行融合。最后,通过相应的逆变换,利用融合后的高、低频信息得到最终的融合图像。现有的方法通常假定源图像的基本信息可以在分解过程中被提取出来。因此,变换域的选择是至关重要的。高频和低频信息的融合规则也对融合结果有重要影响。大多数基于多尺度变换的方法只是采用“平均”融合规则<sup>[3]</sup>。因此,目标的对比度会降低,因为画面的大部分能量都包含在低频段中,而平均融合规则会损失源画面中的能量。

因此本文提出了一种基于目标增强的改进多尺度变换融合算法,使融合后的图像保持红外图像中的突出目标和可见光图像中的边缘和纹理细节。对于低频信息,从红外图像的低频部分中获取每个像素的绝对值来获得红外特征分布。然后,进行归一化和非线性变换过程,以获得低频部分的融合权重来得到一个正则化参数 $\lambda$ ,来控制融合图像中红外特征的比例。参数 $\lambda$ 随着融合图像中红外信息比例的增加而增加。融合图像中的红外信息比例和图像的对比度而增加,从而有利于后续的观察或处理。

## 2 相关理论

### 2.1 拉普拉斯金字塔变换

图像的拉普拉斯金字塔构成是基于高斯金字塔,原始图像可以表示为一个包含 $R$ 行和 $C$ 列像素的数组 $I_0$ ,每个像素值代表相对位置的强度。在源

图像上进行高斯滤波和隔行下采样可以得到高斯金字塔的第一层。随后,对第一层进行滤波和下采样以获得第二层。重复该操作来构建一个高斯金字塔,即:

$$I_l(i, j) = \sum_{m=-2}^2 \sum_{n=-2}^2 \omega(m, n) I_{l-1}(2i+1, 2j+n) \quad (1)$$

$$1 \leq l \leq N, 0 \leq i < R_l, 0 \leq j < C_l$$

其中: $I_l(i, j)$ 代表高斯金字塔图像的第 $l$ 层; $N$ 是高斯金字塔的最高层数。 $R_l$ 和 $C_l$ 分别是高斯金字塔第 $l$ 层的行数和列数。 $\omega(m, n) = h(m) \times h(n)$ 是一个具有低通特性的2D可分离的 $5 \times 5$ 窗口函数,可以表示如下:

$$\omega = \frac{1}{256} \begin{bmatrix} 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \\ 4 & 16 & 26 & 16 & 4 \\ 6 & 26 & 36 & 26 & 6 \\ 4 & 16 & 26 & 16 & 4 \\ 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

$I_0, I_1, \dots, I_N$ 形成一个高斯金字塔,其中 $I_0$ 是金字塔的底层; $I_N$ 是金字塔的最高层。当前层的图像是上一层图像的 $1/4$ 。在构建一个尺寸逐渐减半的高斯金字塔序列后,通过内插扩大图像。 $I_l$ 插值放大后得到 $I_l^*, I_l^*$ 的大小与 $I_{l-1}$ 的大小相同,其表达方式如下:

$$I_l^*(i, j) = 4 \sum_{m=-2}^2 \sum_{n=-2}^2 \omega(m, n) I_l\left(\frac{i+m}{2}, \frac{j+n}{2}\right) \quad (3)$$

$$1 \leq l \leq N, 0 \leq i < R_l, 0 \leq j < C_l$$

其中:

$$I_l^*\left(\frac{i+m}{2}, \frac{j+n}{2}\right) = \begin{cases} I_l\left(\frac{i+m}{2}, \frac{j+n}{2}\right), & \frac{i+m}{2} \text{ 和 } \frac{j+n}{2} \text{ 为整数} \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

通过对高斯金字塔的每一层进行插值和展开,我们可以得到一个展开序列 $I_0^*, I_1^*, \dots, I_N^*$ 。则拉普拉斯金字塔图像的第 $l$ 层为:

$$\begin{cases} LP_l = G_l - G_{l+1}^*, & 0 \leq l < N \\ LP_N = G_N, & l = N \end{cases} \quad (4)$$

其中, $N$ 是 $LP$ 的最高层; $LP_l$ 是 $LP$ 分解的第 $l$ 层图像。原始图像被分解成拉普拉斯金字塔,得到一个低频段和一系列高频段; $LP_N$ 为低频信息,其他部分为高频信息。

### 2.2 引导滤波

引导滤波器(GF)。是一种良好的边缘保护滤

波方法,利用引导图像与滤波输出图像之间的局部线性关系,将计算出来的输出图像与待滤波图像做最小二乘,使输出图像尽可能逼近原图像。当输入图像  $p$  和引导图像  $I$  完全相同时,引导滤波器可以有效地保持边缘特征。目前,GF 被广泛用于显著性检测和图像融合。引导滤波的核心假设就是输出图像与引导图像在局部上是一个线性的模型,在局部窗口  $\omega_k$  中,输出图像与引导图像的线性关系可以表示成式子(5)中的形式。

$$q_i = a_k I_i + b_k, \forall i \in \omega_k \quad (5)$$

其中,  $\omega_k$  是一个半径为  $r$  的局部窗口;  $a_k, b_k$  是  $\omega_k$  上的常系数。通过最小化等式(6),  $q$  可以最接近于  $\omega_k$  中的输入图像  $p$ 。

$$E(a_k, b_k) = \sum_{i \in \omega_k} ((a_k I_i + b_k - p_i)^2 + \varepsilon a_k^2) \quad (6)$$

其中,  $\varepsilon$  是一个正则化参数,取值范围在 0 到 1 之间。 $\varepsilon$  越小,平滑系数越小,  $a_k$  越大,图像边缘越清晰;  $\varepsilon$  越大,平滑系数越大,  $a_k$  越小,图像的边缘保留度就越低。因此,  $a_k$  和  $\varepsilon$  被用来共同确定边缘保留度和输出图像的平滑度。 $a_k, b_k$  可求解为:

$$a_k = \frac{1}{|\omega|} \sum_{i \in \omega_k} I_i p_i - \bar{I}_k \bar{p}_k \quad (7)$$

$$b_k = \bar{p}_k - a_k \bar{I}_k \quad (8)$$

其中,  $|\omega|$  为  $\omega_k$  中的像素数,  $\bar{I}_k$  和  $\sigma_k^2$  分别为  $\omega_k$  中引导图像  $I$  的平均值和方差,  $\bar{p}_k$  为  $\omega_k$  中输入图像  $p$  的平均值。对于不同局部窗口中的像素  $i$ ,滤波后的输出图像  $q_i$  会相对于窗口发生变化。这个问题可以通过计算所有可能值的平均值来解决:

$$q_i = \bar{a}_i I_i + \bar{b}_i \quad (9)$$

其中,  $\bar{a}_i = \frac{1}{|\omega|} \sum_{k \in \omega_k} a_k, \bar{b}_i = \frac{1}{|\omega|} \sum_{k \in \omega_k} b_k$  为平均系数。

### 3 本文融合算法设计

本文算法首先对可见光图像进行预处理,提高其对比度。其次,对红外图像和预处理后的可见光图像进行 LP 分解获得其高频分量和低频分量。然后,使用分解后的红外低频信息确定低频段融合权重,引入参数  $\lambda$  控制融合图像中红外信息比例,使用视觉显著性检测理论对高频分量进行融合。最后,对融合后的低频高频分量使用 LP 逆变换重构融合图像。

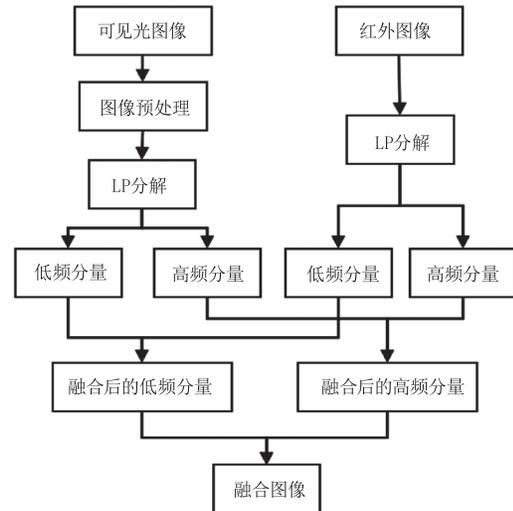


图1 本文算法的融合过程

Fig. 1 The fusion process of this algorithm

#### 3.1 可见光图像预处理

可见光图像在昏暗条件下低对比度的特性影响了图像中信息的获取,近年来,针对这类图像的增强算法不断提出,虽然这些方法可以在可见光图像昏暗区域取得一些效果,但在明亮区域会出现增强过度的问题,不能实现图像的自适应增强。所以本文使用了一种混合方法来适应性地提高可见光图像地对比度。

首先,将可见光图像  $I$  归一化为  $[0, 256]$  范围:

$$I_1 = \frac{I - \min(I)}{[\max(I) - \min(I)]} \quad (10)$$

$I_1$  通过使用引导滤波器进行处理,然后,我们通过  $I_b = GF_{r,\varepsilon}(I_1)$  得到滤波后的图像  $I_b$ ,其中  $r, \varepsilon$  为 GF 的大小和边缘保持度。将其转换为对数域来获得基层:

$$\hat{I}_b = \log(I_b + \xi) \quad (11)$$

细节层为:

$$\hat{I}_d = \log(I_1 + \xi) - \hat{I}_b \quad (12)$$

其中,让  $\xi = 1$  防止结果为负值和  $\log 0$  的不合理情况。由于基层的动态范围相对较高,所以设置了尺度因子  $\beta$  和恢复因子  $\gamma$ ,并利用它们在  $\hat{I}_b$  上进行动态范围压缩和对比度恢复。它们可以被表示为:

$$\hat{u} = \beta \hat{I}_b + \hat{I}_d + \gamma \quad (13)$$

一般来说,我们可以定义一个目标对比度  $T$ ,使基层的对比度降低;然后,  $\beta$  的值可以表示为:

$$\beta = \frac{\log(T)}{\max(\hat{I}_b) - \min(\hat{I}_b)} \quad (14)$$

其中,  $\max(\hat{I}_b)$  和  $\min(\hat{I}_b)$  代表  $\hat{I}_b$  的最大强度和最

小强度。由于动态范围被压缩,整体对比度需要恢复。 $\gamma$  的计算方法为:

$$\gamma = (1 - \beta) \max(\hat{I}_b) \quad (15)$$

最后,增强后的图像可表示为:

$$u = \exp(\hat{u}) \quad (16)$$

### 3.2 低频分量融合规则

低频部分代表了图像的大部分平滑区域。这些区域包括了大部分的图像能量,它们通常代表着背景。具体地说,图像的像素强度分布也主要反映在低频信息中。传统的基于多尺度分解的图像融合方法的低频频带采用平均融合规则。然而,遵循这一融合规则通常会部分导致初始能量信息的损失,最终融合的图像会降低对比度。为了解决上述问题,提出了一种基于分解红外低频信息的策略。红外图像中的目标由于其较大的像素强度而显得突出。我们提取红外图像的像素强度分布信息,计算低频融合权重,以保持融合图像的高对比度表征。首先,从红外源图像中分解的低频部分的每个像素取的绝对值如下:

$$R = |L A_N| \quad (17)$$

其中,  $L A_N$  表示分解信息的最高层次,即低频信息;而  $R$  反映了显著的红外特征分布。对于图像中的一个点  $x$ , 一个较大的  $R(x)$  值会导致较大的像素强度和显著的红外特征信息。对  $R$  进行归一化:

$$P = \frac{R}{\max_{x \in \Omega} \{R(x)\}} \quad (18)$$

其中,  $\max_{x \in \Omega} \{R(x)\}$  为整个图像区域中像素强度的最大点的值,  $P$  为  $R$  的归一化处理结果,反映了红外特征分布。我们引入以下非线性变换函数来进一步调整,来控制红外图像和可见光图像在融合图像中的相对有效信息:

$$S_\lambda(\alpha) = \frac{\arctan(\lambda\alpha)}{\arctan\lambda} \quad (19)$$

式中,  $\alpha$  的范围为  $[0, 1]$ , 表示函数的自变量, 函数参数  $\lambda$  大于 0。当  $\lambda$  增加时,  $S_\lambda$  曲线的形状变陡, 相应的非线性变换逐渐增强。因此, 可通过调整  $\lambda$  来控制合并结果中的红外信息的量。最终的低频信息融合权重可以表示为:

$$C = \frac{\arctan(\lambda P)}{\arctan\lambda} \quad (20)$$

其中,  $P \in [0, 1]$  和  $C \in [0, 1]$ 。  $C$  反映了红外特性的分布,  $C(x)$  的值决定了低频融合的权重。特别是  $C(x)$  的

值相对较大, 红外特性较明显, 因此, 其成为目标的概率相对较大。在融合过程中, 红外信息的比例也应相对较大, 以避免丢失大量的能量信息, 减少融合图像的对比度。最后, 可以得到的低频融合结果如下:

$$L F_N = C \cdot L A_N + (1 - C) L B_N \quad (21)$$

其中,  $L A_N$  和  $L B_N$  分别表示由源图像分解的低频信息。

### 3.3 高频分量融合规则

采用多尺度视觉显著性检测方法进行图像融合, 简要的步骤如下。首先, 获得红外和可见光图像高频分量  $L A_l, L B_l$ 。其次, 通过取细节层  $L A_l, L B_l$  的大小的绝对值, 得到视觉映射  $S_A^l, S_B^l$ 。第三, 取  $S A_l, S B_l$  的平均值, 得到与源图像对应的视觉图  $S_A, S_B$ 。最后, 通过取  $S_A, S_B$  的最大值, 可以确定整个场景的最终视觉显著性  $S$  为:

$$S_A^l = |L A_l|, S_B^l = |L B_l| \quad (22)$$

$$S_A = \frac{1}{l} \sum_{l=1}^N S_A^l, S_B = \frac{1}{l} \sum_{l=1}^N S_B^l \quad (23)$$

$$S = \max(S_A, S_B) \quad (24)$$

与现有融合方法不同, 本文采用了一种新的权重映射结构操作, 直接从高频分量获得显著性映射, 大大降低了算法的复杂性。权重图  $W_A^l, W_B^l$  可以通过归一化  $S_A^l, S_B^l$  得到, 它可以表示为:

$$W_A^l = \frac{S_A^l}{S_A^l + S_B^l}, W_B^l = \frac{S_B^l}{S_A^l + S_B^l}, \forall l = 1, \dots, N \quad (25)$$

通过基于显著性信息的权重图结构操作, 可以对每个像素的详细层信息进行集成。利用权重图  $W_A^l$  和  $W_B^l$ , 在每个尺度  $l$  上整合高频分量如下:

$$D F_l = W_A^l S_A^l + W_B^l S_B^l \quad (26)$$

### 3.4 融合图像重建

对于图像重建, 可以使用 LP 逆变换重建原始图像。

$$\begin{cases} I_N = L F_N, l = N \\ I_l = D F_l + I_{l+1}^*, 0 \leq l < N \end{cases} \quad (27)$$

根据上式, 我们可以从最高层次的插值恢复相应的金字塔, 然后重建图像。即, 将低频信息和高频信息合并, 并实现 LP 重建, 得到最终的合并结果  $I_f$ 。

## 4 实验结果与分析

### 4.1 实验说明

本实验选用了 3 组预配准的红外与可见光图像

进行实验,并挑选了具有对比性的5组融合算法进行性能比较。本算法中LP分解层数设置为4,λ作为经验值设置为30,在大多数情况下具有良好的视觉效果。

### 4.2 客观评价指标

融合结果从主观视觉效果和客观指标两方面进行评价,本文使用熵(EN)<sup>[4]</sup>、互信息(MI)<sup>[5]</sup>、标准差(SD)<sup>[6]</sup>、空间频率(SF)<sup>[7]</sup>、边缘相似度(Q<sub>abf</sub>)<sup>[8]</sup>。五个指标来定量评估不同算法的融合结果,实验结果指标值越大,融合效果越好。

### 4.3 结果与分析

图2,3,4给出了三组测试图像通过上述5种融合算法以及本文提出的融合算法形成的效果图。

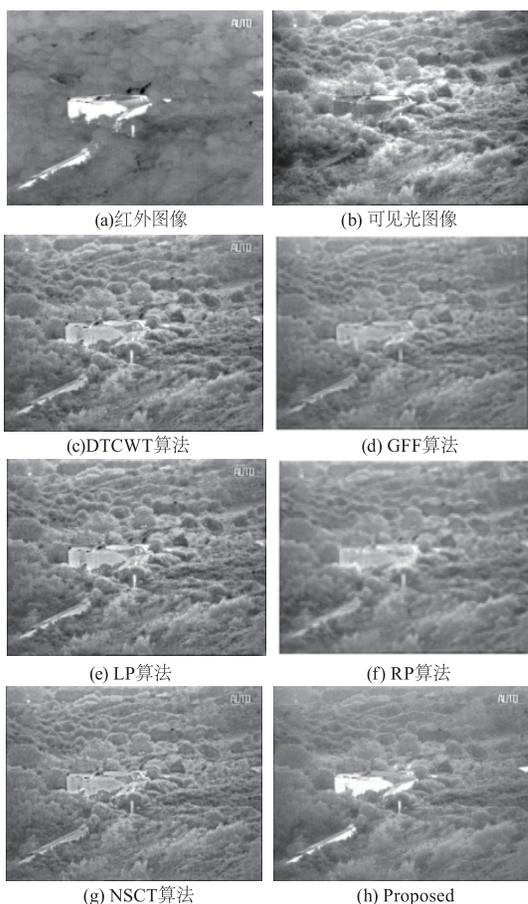


图2 “Bunker”图像不同算法的融合结果  
Fig. 2 Fusion results of different algorithms for 'Bunker' image

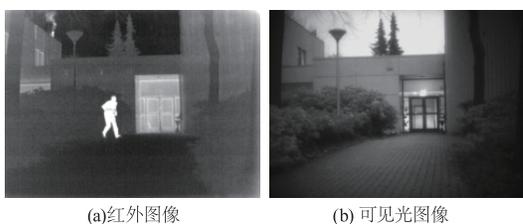


图3 “Kaptein\_1123”图像不同算法的融合结果  
Fig. 3 Fusion results of different algorithms for 'Kaptein\_1123' image



图4 “Kaptein\_1645”图像不同算法的融合结果  
Fig. 4 Fusion results of different algorithms for 'Kaptein\_1645' image

图中第一幅第二幅分别为可见光源图像和红外源图像,其余六幅图像分别为本文算法、LP、RP、

DTCWT<sup>[9]</sup>、NSCT<sup>[10]</sup>、GFF<sup>[11]</sup>。算法的融合图像。从主观视觉角度可以发现所有的方法都能有效地融合可见光图像和红外图像中包含的信息,这使得确定性最佳和最差的算法变得困难。然而,其他方法融合结果中的目标(如建筑、人或车辆)并不明显,也不容易从背景中识别出来。这一条件表明,红外图像的特征没有很好地保留。相比之下,本文提出的方法可以有效地突出目标区域,有利于目标的识别和定位,特别是在军事场景中。

在图像“Bunker”中,本文算法能明显从背景中找到碉堡所在位置,保留了红外图像中原有的热辐射信息,相较于其他算法更能体现该算法在复杂背景中搜寻目标的能力。除了红外信息保留能力外,本文提出的算法还不会对融合图像添加更多的伪影。

在图像“Kaptein\_1123”中,其他算法在融合过程中添加了许多伪影,导致视觉质量较差。相比之下,所提出的融合图像表现出更好的连续性,没有任何光晕。因此,本文方法在红外图像与可见图像融合方面具有突出的优势,如融合图像更清晰,保留红外图像的热辐射信息,不添加伪影,更高的整体视觉质量。

为了进一步评估所提出的方法,除了主观的人类视觉效应分析,我们根据融合图像的统计特征,引入了5个客观评价指标,实验评价指标如表1,2,3所示,其中加粗的值表示所有方法中的性能最佳的方法。该方法在几乎所有指标得分中都排名前两位,其中大多数排名第一。从图中可以看出,我们的方法在三个评价指标 EN、SD 和 MI 值上的表现最佳。虽然该算法的  $Q_{abf}$  不是最大的,但结果与其他算法相差不大,比较结果仍然表明,我们合并的合并结果与原始图像有相当大的关系,与人类的视觉感知一致。

表 1 “Bunker”图像融合的客观指标结果

Tab.1 Objective index results of "Bunker" image fusion

评价指标	$Q_{abf}$	MI	SD	SF	EN
LP	0.6587	1.5176	35.6768	14.6270	7.1356
RP	0.5279	1.4380	32.3451	14.7901	6.9828
DTCWT	0.5884	1.3271	30.5944	14.4772	6.9239
NSCT	0.6107	1.3689	31.3868	14.5848	6.9610
GFF	0.7109	6.9527	42.3401	14.6802	7.4762
OURS	0.6508	6.0502	45.3331	14.8334	7.4888

表 2 “Kaptein\_1123”图像融合的客观指标结果

Tab.2 Objective index results of "Kaptein\_1123"

image fusion

评价指标	$Q_{abf}$	MI	SD	SF	EN
LP	<b>0.5630</b>	1.7082	36.2649	9.2021	6.7763
RP	0.3826	1.4779	35.7917	<b>11.1083</b>	6.7911
DTCWT	0.4925	1.7542	33.6151	8.7571	6.7053
NSCT	0.5328	1.7784	33.8815	8.8798	6.7209
GFF	0.5450	2.4547	32.8983	7.8733	6.8575
OURS	0.4626	<b>2.6669</b>	<b>48.4048</b>	9.2047	<b>7.0738</b>

表 3 “Kaptein\_1654”图像融合的客观指标结果

Tab.3 Objective index results of 'Kaptein\_1654'

image fusion

评价指标	$Q_{abf}$	MI	SD	SF	EN
LP	<b>0.5904</b>	1.5618	35.3997	11.4830	6.6284
RP	0.4395	1.5595	33.6946	<b>14.1866</b>	6.7273
DTCWT	0.5175	1.5780	30.5872	11.0626	6.4762
NSCT	0.5544	1.5855	31.2654	11.2031	6.4966
GFF	0.5845	3.4689	48.2769	10.6483	7.0269
OURS	0.4912	<b>4.8277</b>	<b>55.5921</b>	11.4270	<b>7.0804</b>

最后,表4提供了使用不同方法在  $360 \times 270$  源图像上所花费的时间。结果表明,我们的算法仅比 LP 算法略慢,且比其他竞争对手的效率更高。我们的算法的平均运行时间约为 0.0565 s,这对于实时融合任务是很重要的。

表 4 各个算法在测试图上运行的平均时间

Tab.4 Average running time of each

algorithm on test set

算法	LP	RP	DTCWT	NSCT	GFF	Ours
时间/s	0.0523	0.2573	0.5921	4.0268	0.6574	0.0565

## 5 结 论

本文提出了一种基于目标增强多尺度分解的红外和可见光图像融合算法。该算法解决了传统的基于多尺度的方法中关于红外图像中热辐射特征的保留问题,能更好地从复杂背景中识别目标。该方法通过特定的融合规则设计,可以同时保持红外图像中的热辐射特性和可见光图像中的纹理细节。融合结果与锐化的红外图像相似,有助于实现基于融合的目标识别和定位系统。与其他在公开数据集上的融合算法相比,该方法不仅有良好的视觉效果,而且

保留了原始图像的大部分特征。

#### 参考文献:

- [1] Li S, Kang X, Hu J. Image fusion with guided filtering [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(7):2864-2875.
- [2] Zhou Z, Bo W, Sun L, et al. Perceptual fusion of infrared and visible images through a hybrid multi-scale decomposition with Gaussian and bilateral filters [J]. Information Fusion, 2016, 30:15-26.
- [3] Liu Y, Liu S, Wang Z. A general framework for image fusion based on multi-scale transform and sparse representation [J]. Information Fusion, 2015, 24:147-164.
- [4] He K, Sun J. Fast guided filter [J]. arxiv, 2015.
- [5] Aardt V, Jan. Assessment of image fusion procedures using entropy, image quality, and multispectral classification [J]. Journal of Applied Remote Sensing, 2008, 2(1): 1-28.
- [6] Ma J, Chen C, Li C, et al. Infrared and visible image fusion via gradient transfer and total variation minimization [J]. Information Fusion, 2016, 31:100-109.
- [7] Ma J, Ma Y, Li C. Infrared and visible image fusion methods and applications: A survey [J]. Information Fusion, 2019, 45:153-178.
- [8] Zhang H, Xu H, Tian X, et al. Image fusion meets deep learning: a survey and perspective [J]. Information Fusion, 2021, 76(11):323-336.
- [9] Kaur R, Kaur S. A Review on Image Fusion Techniques [J]. 2016, 2(2):1877-1881.
- [10] Xin J A, Qian J A, Sy B, et al. Infrared and visual image fusion method based on discrete cosine transform and local spatial frequency in discrete stationary wavelet transform domain-ScienceDirect [J]. Infrared Physics & Technology, 2018, 88:1-12.
- [11] Li H, Chai Y, Li Z. Multi-focus image fusion based on nonsubsampling contourlet transform and focused regions detection [J]. Optik-International Journal for Light and Electron Optics, 2013, 124(1):40-51.