

文章编号:1001-5078(2024)09-01425-08

· 红外技术及应用 ·

# 基于改进 CoF 的红外与可见光图像融合

邵明省

(鹤壁职业技术学院 电子信息工程学院,河南 鹤壁 458030)

**摘要:**为了使红外与可见光图像融合能够保留图像边缘信息和背景信息,提出改进共现滤波算法。首先分析共现滤波效果取决于滤波尺度标准差、图像内容;接着基于像素强度偏斜度和基于像素能量对滤波尺度优化,自适应确定像素对距离阈值提高了滤波的速度;最后 NSST 算法对图像的低、高频子带使用不同融合方法,低频子带图像的融合使用 Delaunay 插值计算、最大对称环绕显著性方法,高频子带图像的融合使用修正拉普拉斯和方法。实验仿真表明,本文算法融合结果边缘细节部分更丰富,没有伪影出现,主观视觉和客观指标上均具有明显的优势。

**关键词:**共现滤波器;像素;偏斜度;能量;平均值

**中图分类号:**TP391.41;TN219 **文献标识码:**A **DOI:**10.3969/j.issn.1001-5078.2024.09.013

## Infrared and visible image fusion based on improved CoF

SHAO Ming-sheng

(Department of Electronic Information Engineering, Hebi Polytechnic, Hebi 458030, China)

**Abstract:** To preserve image edge and background information during the fusion of infrared and visible images, an improved co-occurrence filtering algorithm is proposed in this paper. It is first analyzed that the co-occurrence filtering effect depends on the filter scale standard deviation and the image content. Secondly, the filtering scale is optimized based on skewness of pixel intensity and pixel energy, and filtering speed is improved by adjusting the threshold for pixel-to-pixel distance. Finally, the NSST algorithm uses different fusion methods for the low and high frequency subbands of the image, and the low-frequency subbands of the image are fused using Delaunay interpolation calculation, the maximum symmetric surround saliency method, and the sum modified Laplacian method is used for fusion of high-frequency sub-band images. The experimental simulation demonstrates that the fusion results of this paper's algorithm are richer in the edge detail part, no artifacts appear, and have obvious advantages in both subjective vision and objective indexes.

**Keywords:** co-occurrence filter; pixels; skewness; energy; average value

### 1 引言

由于成像机制和硬件设备的局限性,单个传感器无法获取目标和场景的完整信息,只能获取单一性的红外与可见光图像,可见光传感器比较容易获得具有

丰富纹理和空间细节的图像,但是易受光照条件的影响,红外传感器比较容易获得场景的红外辐射特性,可以克服光照条件的影响,但缺乏用于人类视觉观察的图像细节信息,通过不同传感器把获得的不同图像

**基金项目:**河南省高等学校重点科研项目(No. 24B520020)资助。

**作者简介:**邵明省(1980-),男,硕士,副教授,主要从事图像、信息处理以及应用方面的研究。E-mail: wapinetcn@126.com

**收稿日期:**2023-12-25

进行融合可以克服单个传感器的缺陷,因此红外源图像与可见光源图像进行互补性的融合,可获得更全面的场景以及更好的视觉效果信息<sup>[1]</sup>。

红外图像和可见光图像融合主要在图像的像素层、特征层以及决策层,其中像素层通过多尺度方法直接对图像的像素进行融合,并且可以保留更多的细节信息,此方法是研究的热点,

如拉普拉斯金字塔(Laplacian Pyramid, LAP)<sup>[2]</sup>、小波变换(Wavelet Transform, WT)<sup>[3]</sup>、非下采样剪切波变换(Non-subsampled Shearlet Transform, NSST)<sup>[4]</sup>等,但是红外和可见光图像在多尺度域融合规则下普遍存在容易损失图像边缘信息的问题。因此,为了解决这一问题,边缘保持滤波器被广泛应用于图像融合领域,作为图像预处理步骤之一。目前使用的边缘保持滤波器有:双边滤波器(Bilateral Filter, BF)<sup>[5]</sup>、导向滤波(Guided Filter, GF)<sup>[6]</sup>、加权最小二乘滤波(Weighted Least Squares Filter, WLSF)<sup>[7]</sup>,这些算法在保持图像轮廓边缘信息方面具有卓越的性能,通过有效地减少融合结果中的光晕伪影提供更清晰、更准确的图像,但是纹理在图像中往往具有高度的相似性和局部统计性,较难区分纹理区域内的边缘和各纹理区域之间的边界,在实际应用中,同时对纹理细节和边缘进行平滑处理会导致部分信息的丢失,这是因为平滑处理可能会消除一些细微的纹理和边缘信息,从而影响图像的清晰度。在跨纹理边缘结构的处理中,共现滤波(Co-occurrence Filter, CoF)是一种有效的方法<sup>[8]</sup>,通过共现矩阵,共现滤波能够平滑经常共同出现的纹理信息,同时保留较少共同出现的边缘信息,这种处理方式有助于在保持边缘清晰的同时,减少纹理信息的干扰,从而获得更为准确和可靠的图像处理结果,但是对于一些梯度较大且出现频率较高的边缘,CoF 会将其误认为纹理而对其进行平滑,影响对图像边缘信息的保留。Zhang 等提出优化共现滤波(Optimized Co-occurrence Filter, OCoF)将红外和可见光图像融合<sup>[9]</sup>,采用 CoF 来融合细节层,而迭代 CoF 用于融合基础层,但所提出的方法需要在基础层计算迭代,导致融合耗时增加。Misra 等提出共现滤波和拉普拉斯强度调制(Co-occurrence with Laplacian Intensity Modulation, CoLIM)方法<sup>[10]</sup>,使用共现滤波从高分辨率热红外图像中提取边界信息,与基于高斯锐化图像的拉普拉斯算子相结合提取显著特征,但是算

法的参数需要微调。多尺度剪切共生滤波器(Multi-Scale Shearing Co-Occurrence Filter, MSCoF)<sup>[11]</sup>,具有 Shearelet 的灵活多方向和平移不变特性以及共现滤波器的平滑优势,原始图像进行 MSCoF 分解来获得近似子带和细节子带,基于显著性强度值的加权融合规则来组合近似子带,改进局部梯度能量方法对细节子带进行融合。

为了保留源图像更多的边缘和背景信息,减少融合时间消耗,本文提出改进共现滤波(Improved Co-occurrence Filter, ICoF)算法,通过像素强度偏斜度和像素能量优化滤波器,降低尺度的影响,自适应确定像素对距离阈值减少处理时间,结合 NSST 方法使得融合图像保留了视觉上重要的细节,并且不会受到边缘模糊伪影的影响。

## 2 改进共现滤波

### 2.1 共现滤波

共现滤波通过像素点的共现信息来检测图像的边缘<sup>[12-13]</sup>,根据像素值出现的频率赋予不同的权重,如果某些像素值出现的频率较高,将被赋予较大的权重;若某些像素值出现的频率较低,将被赋予较小的权重,这样可以保持纹理之间的边界,在处理边缘的同时也能够处理好边界,共现滤波属于局部线性滤波,输入像素值  $X_q$ ,则输出像素值  $Y_p$ :

$$Y_p = \frac{\sum_{q \in N(p)} w(p, q) \times X_q}{\sum_{q \in N(p)} w(p, q)} \quad (1)$$

式中,  $p$  和  $q$  为像素索引;  $q$  为  $p$  的邻域像素;  $N(p)$  为像素  $p$  的邻域;像素  $q$  对输出像素  $p$  的权重为  $w(p, q)$ 。

$w(p, q)$  计算:

$$w(p, q) = G_{\delta_s}(p, q) \times M(X_p, X_q) \quad (2)$$

式中,  $G_{\delta_s}(p, q)$  为高斯滤波器;  $\delta_s$  为参数,确定滤波器尺度。

$$G_{\delta_s}(p, q) = \exp\left(-\frac{d(p, q)^2}{2\delta_s^2}\right) \quad (3)$$

式中,  $d(p, q)$  为像素  $p, q$  欧几里德距离。

$M$  为  $256 \times 256$  大小的归一化共现矩阵:

$$M(X_p, X_q) = \frac{C(X_p, X_q)}{H(X_p)H(X_q)} \quad (4)$$

式中,  $C(X_p, X_q)$  为像素值  $X_p$  和  $X_q$  的共现矩阵;  $H(X_p)$  和  $H(X_q)$  分别为像素值  $X_p$  和  $X_q$  出现的频率。

$C(X_p, X_q)$ 、 $H(X_p)$ 、 $H(X_q)$  分别为:

$$\begin{cases} G(X_p, X_q) = \sum_{\gamma, \eta \in N(p)} \exp\left(-\frac{d(\gamma, \eta)^2}{2\delta^2}\right) \cdot [X_\gamma = X_p][X_\eta = X_q] \\ H(X_p) = \sum_p [X_\gamma = X_p] \\ H(X_q) = \sum_q [X_\eta = X_q] \end{cases} \quad (5)$$

式中,  $\delta$  为高斯滤波参数;  $[*]$  表示如果 \* 内容为真, 则结果为 1, 否则为 0。

由于  $\exp\left(-\frac{d(\gamma, \eta)^2}{2\delta^2}\right)$  可认为  $G_\delta(\gamma, \eta)$ , 因此

$$Y_p = \frac{\sum_{q \in N(p)} G_{\delta_s}(p, q) \times \frac{\sum_{\gamma, \eta \in N(p)} G_\delta(\gamma, \eta) [X_\gamma = X_p][X_\eta = X_q]}{h(X_p)h(X_q)} \times X_q}{\sum_{q \in N(p)} G_{\delta_s}(p, q) \times \frac{\sum_{\gamma, \eta \in N(p)} G_\delta(\gamma, \eta) [X_\gamma = X_p][X_\eta = X_q]}{h(X_p)h(X_q)}} \quad (6)$$

显然共现滤波效果主要取决于标准差  $\delta_s$  和  $\delta$ 、图像的内容, 因此根据图像内容进行自适应优化  $\delta_s$  和  $\delta$ 。 $\delta$  由滤波窗口  $L \times L$  控制, 计算为:

$$\delta^2 = 2\sqrt{L} + 1 \quad (7)$$

对可见光棋盘格图像进行滤波, 不同的滤波窗口滤波效果如图 1 所示。

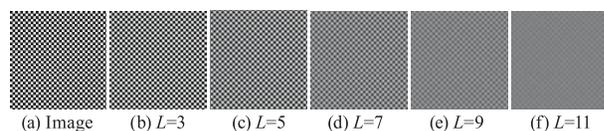


图 1 不同的滤波窗口滤波效果

Fig. 1 Different filtering window filtering effects

从图 1 可以看出, 共现滤波能够对图像进行平滑, 窗口越大会平滑掉更多的像素, 同时较大的滤波窗口需要处理更多的像素值, 因此计算量也会相应增加, 这是因为共现滤波器的局部窗口结合高斯滤波统计共现值使得滤波消耗增加。

## 2.2 改进过程

### 2.2.1 基于像素强度偏斜度的 $\delta_s$ 优化

通过图像自身的特征自适应地执行滤波操作<sup>[14]</sup>, 像素强度偏斜度 (Skewness of Pixel Intensity, SPI) 用于评估图像中像素强度的分布情况, 衡量像素强度分布的不对称性, 即一部分像素强度值相对于另一部分像素强度值更加集中或更加分散的程度, 则 SPI 计算为:

$$SPI = \frac{\sqrt{\sum_{r=1}^S (\xi_r - \mu)^2}}{S} \quad (8)$$

式中,  $\xi_r$  为第  $r$  个像素的强度; 均值  $\mu$  为像素的平均强度。

$$\delta_s = \alpha SPI \quad (9)$$

式中,  $\alpha$  为可调参数, 以适用于不同图像, 本文设置为 0.5。

利用高斯函数连续离散逼近原则, 滤波窗口设置为  $\lfloor \delta_s \rfloor$ 。

### 2.2.2 基于像素能量的 $\delta$ 优化

共现滤波器存在易模糊出现频率高且距离较近的细小边缘的问题, 通过将图像能量引入算法中, 利用能量值自适应调整滤波尺度<sup>[15]</sup>, 在保留共现滤波器对背景平滑能力的基础上, 实现对细小边缘的保持。

使用 Sobel 算子在图像上设置一个大小为  $3 \times 3$  的滑动窗口, 记录每次移动滑动窗口的像素能量为:

$$E_l = \sum_{i=1}^3 \sum_{j=1}^3 G_{i,j}^2 \quad (10)$$

式中,  $E_l$  为第  $l$  次移动的窗口内像素能量;  $n$  为窗口内像素点的灰度值。

计算整个图像能量为:

$$E = \sum E_l \quad (11)$$

计算图像移动窗口的能量平均值为:

$$\bar{E} = E/N \quad (12)$$

式中,  $n$  为移动窗口的总次数。

比较获得移动窗口的能量, 设置区分系数  $k$ , 比较  $E_l$  与  $k\bar{E}$  值, 如果  $E_l > k\bar{E}$  则判断为能量较大区域  $S_{\max}$ ,  $E_l \leq k\bar{E}$  则判断为能量较小区域  $S_{\min}$ , 即:

$$\begin{cases} S_{\max}, & E_l > k\bar{E} \\ S_{\min}, & E_l \leq k\bar{E} \end{cases} \quad (13)$$

区分系数  $k$  决定划分不同区域的效果, 设置固定  $k$  值划分效果较差, 记录  $E_l^{\min}$  与  $\bar{E}$  之间的窗口数为  $m$ , 记录  $E_l^{\max}$  与  $\bar{E}$  之间的窗口数为  $m'$ , 对  $k$  自适应调节:

$$k = \frac{m}{m' + m} \quad (14)$$

$m$  较大时, 则使用能量较大区域相对较多, 此时

$k$  取较大值;  $m'$  较大时, 则能量较小区域相对较多, 此时  $k$  取较小值。

对于能量较大的不同区域, 计算其尺寸(如区域的宽度或高度), 选择尺寸中的最大值作为最大滤波尺度, 可以确保滤波器能够覆盖整个能量较大区域, 这样能够获得重要的边缘、纹理等信息; 对于能量较小区域, 同样计算其尺寸(如区域的宽度或高度), 选择尺寸中的最小值作为最小滤波尺度, 这有助于保留低能量区域的细节。计算最大滤波尺度过程, 假如给定能量较大区域的像素坐标集合  $\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}$ , 计算边界框的左上角坐标  $(x_{\min}, y_{\min})$  和右下角坐标  $(x_{\max}, y_{\max})$  如下:

$$\begin{cases} x_{\min} = \min(x_1, x_2, \dots, x_n) \\ y_{\min} = \min(y_1, y_2, \dots, y_n) \\ x_{\max} = \max(x_1, x_2, \dots, x_n) \\ y_{\max} = \max(y_1, y_2, \dots, y_n) \end{cases} \quad (15)$$

获得边界框的宽度  $W$  和高度  $H$ :

$$\begin{cases} W = x_{\max} - x_{\min} + 1 \\ H = y_{\max} - y_{\min} + 1 \end{cases} \quad (16)$$

选择尺寸中的最大值作为最大滤波尺度  $u$ , 即:

$$u = \max(W, H) \quad (17)$$

能量较小区域, 同理可以获得最小滤波尺度  $v$ 。

$$v = \min(W, H) \quad (18)$$

为减少计算量, 对像素能量进行归一化变换:

$$E' = \frac{E_l}{E_{\max}} \quad (19)$$

最终得到自适应滤波尺度:

$$\delta_g = \max\left[\exp\left(-\frac{(E')^2}{c}\right) \times v, u\right] \quad (20)$$

式中,  $c$  为常数, 本文设置为 0.2。

利用自适应滤波尺度代替共现滤波器固定滤波尺度, 使之能够随着图像像素值的变化而自适应的调整滤波尺度大小, 则形成新的高斯滤波器:

$$G_s(\gamma, \eta) = \exp\left(-\frac{d(\gamma, \eta)^2}{2\delta_g^2}\right) \quad (21)$$

### 2.2.3 自适应确定像素对距离阈值

在改进共现滤波器过程中, 为了提高滤波过程的速度, 由于像素对的距离影响滤波速度。距离越近的像素对, 它们之间的相关性越强, 因此它们在滤波过程中的权重也越大, 对滤波结果的影

响也较大; 距离越远的像素对, 它们之间的相关性越弱, 因此在滤波过程中的权重也越小, 对滤波结果的影响也较小。因此选择的距离阈值较小, 像素对的权重较大, 滤波器的性能较好, 但计算复杂度也会相应增加。如果选择的距离阈值较大, 像素对的权重较小, 计算复杂度较低, 但滤波器的性能可能会受到影响, 因此自适应确定像素对的距离阈值, 通过欧氏距离方法计算所有像素对的距离:

$$D_1(i, j) = \sqrt{(x(i) - x(j))^2 + (y(i) - y(j))^2} \quad (22)$$

式中,  $D_1(i, j)$  表示第一个像素对的距离;  $x(i)$ 、 $y(i)$  和  $x(j)$ 、 $y(j)$  是像素  $i$  和像素  $j$  的坐标,  $i = 1, 2, \dots, j = 1, 2, \dots$ 。

将所有像素对的距离进行统计, 使用直方图记录每个距离出现的次数, 统计得到距离的分布情况, 利用距离峰值确定距离阈值, 选择峰值的 80% 作为阈值  $D_T(i, j)$ :

$$D_T(i, j) = D_{\max}(i, j) \times 80\% \quad (23)$$

这样在滤波过程中, 只考虑距离小于等于阈值的像素对, 忽略距离大于阈值的像素对, 避免了较大权重的影响。

对红外图像进行滤波, 共现滤波器和改进共现滤波器滤波效果对比如图 2 所示, 共现滤波器采用  $3 \times 3$  窗口, 核函数为  $([[1, 1, 1], [1, -8, 1], [1, 1, 1]])$ 。

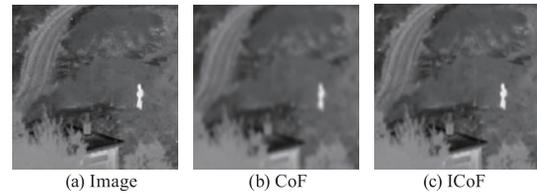


图 2 共现滤波器和改进共现滤波器滤波效果对比

Fig. 2 Comparison of filtering effects between CoF and ICoF

从图 2 可以看出, 共现滤波器会导致把图像中出现频率高且距离较近的细小边缘平滑, 影响对图像边缘信息的保留, 改进共现滤波器依据图像自适应选择尺度, 避免平滑过度现象发生。

### 3 图像融合

ICoF 将红外图像与可见光图像进行滤波, 这样能够保留源图像的边缘信息, 以免后续出现丢失情况, 使用 NSST 算法对滤波后的图像进行高低频分

解,然后利用不同的融合算法分别对高低频子带进行局部融合,最后使用逆 NSST 变换获得全局融合结果。

### 3.1 低频子带图像的融合规则

应用多级局部极值处理红外图像  $A$ 、可见光图像  $B$ <sup>[16]</sup>,在像素极值上使用 Delaunay 插值计算分别使两个输入图像形成极值包络  $Z_{\max}$  和  $Z_{\min}$ ,通过对各个极值包络  $Z_{\max}$  和  $Z_{\min}$  求得平均值来获得各个图像低频子带的最终基础层:

$$\begin{cases} C_A = \text{Avg}(Z_{\max}(A), Z_{\min}(A)) \\ C_B = \text{Avg}(Z_{\max}(B), Z_{\min}(B)) \end{cases} \quad (24)$$

则低频子带的细节层为:

$$\begin{cases} D_A = Z_{\max}(A) - Z_{\min}(A) \\ D_B = Z_{\max}(B) - Z_{\min}(B) \end{cases} \quad (25)$$

利用最大对称环绕 (Maximum Symmetric Surround, MSS) 显著性方法获得低频子带的显著性特征,利用显著性图计算获得权重图,使用这些权重图与基础层、细节层执行加权融合获得融合的低频 NSST 子带:

$$R_1 = W_A C_A + W_B C_B + W_C D_A + W_D D_B \quad (26)$$

式中,  $W_A$ 、 $W_B$ 、 $W_C$ 、 $W_D$  为加权显著权重图。

加权显著权重图获得过程:

$$\begin{cases} W = \text{ICoF}[S] \\ S = \text{MSS}(\zeta) \end{cases} \quad (27)$$

式中,  $S$  为通过 MSS 方法从图像  $\zeta$  中提取显著特征。

### 3.2 高频子带图像的融合规则

采用基于修正拉普拉斯和 (Sum Modified Laplacian, SML) 的方法,该方法能够提取高频子带完整的局部图像信息<sup>[17]</sup>,并获得必要的细节。SML 使用  $(2N+1) \times (2N+1)$  滑动窗口,中心为  $(i, j)$ ,公式为:

$$\begin{cases} SML(i, j) = \sum_{h=-N}^N \sum_{g=-N}^N [NL(i+h, j+g)]^2 \\ NL(i, j) = |2HF(i, j) - HF(i-1, j) - \\ HF(i+1, j)| + |2HF(i, j) - \\ HF(i, j-1) - HF(i, j+1)| \end{cases} \quad (28)$$

式中,  $HF(i, j)$  为像素  $(i, j)$  处在水平和垂直两个方向的强度变化值;  $h$  和  $g$  表示计算局部修正拉普拉斯值  $NL$  的滑动窗口每次在水平方向和垂直方向移动的距离。

当  $N$  值较大时, SML 将无法正确地显示主要特征,因此一般将  $N$  设为 1。

最终获得高频子带的融合图像:

$$R_2^{g,h}(i, j) = \begin{cases} HF_A^{g,h}(i, j), & \text{if } SML_A^{g,h}(i, j) > SML_B^{g,h}(i, j) \\ HF_B^{g,h}(i, j), & \text{if } SML_A^{g,h}(i, j) \leq SML_B^{g,h}(i, j) \end{cases} \quad (29)$$

式中,  $HF^{g,h}(i, j)$  为  $HF(i, j)$  在  $h, g$  处的强度变化值。

得到低频和高频部分的融合内容后,通过逆 NSST 变换即可得到融合后的图像。

## 4 实验仿真

编程通过 Python 语言实现, CPU: 锐龙 5600, 主频: 3.5 GHz, 内存: 16 GB, 使用常见的红外图像和可见光图像数据集 TNO 进行实验, 选取不同场景的红外图像、可见光图像。为验证 ICof 方法的有效性和优势, 对比涉及的算法有: NSST、BF、GF、CoF、CoLIM。

### 4.1 主观视觉评价

从 TNO 图像数据集中选取不同场景, 共计 6 对图像进行主观评价, 红外源图像如图 3(a) 所示, 可见光源图像如图 3(b) 所示, NSST、BF、GF、CoF、CoLIM、ICoF 融合效果如图 3(c)、图 3(d)、图 3(e)、图 3(f)、图 3(g)、图 3(h) 所示。

从图 3 不同算法对比实验融合结果可以看出, NSST 存在图像细微特征缺失问题; BF 融合图像存在细节丢失现象, 不能准确地捕获图像的亮度、对比度信息变化; GF 能够较清晰地将主体与背景区分开, 但平滑了部分细节信息, 背景信息保留不足; CoF 会损失图像一些细节, 融合图像的背景纹理信息保留不足; CoLIM 融合图像的边缘不清晰, 局部区域内的图像细节不明显; ICoF 算法融合结果视觉效果较好, 并且在细节部分更丰富, 没有伪影出现, 红外热辐射目标的轮廓细节能够显现, 同时也保留大量的可见光图像背景特征, 如人物目标更清晰突出, 同时房屋、树木、路灯及山路等背景细节信息保留更完整, 这是因为 ICoF 算法根据自身的特征自适应地执行滤波操作, 使用 MSS 方法能够使得融合图像边缘结构显著性明显, 且比较全面。

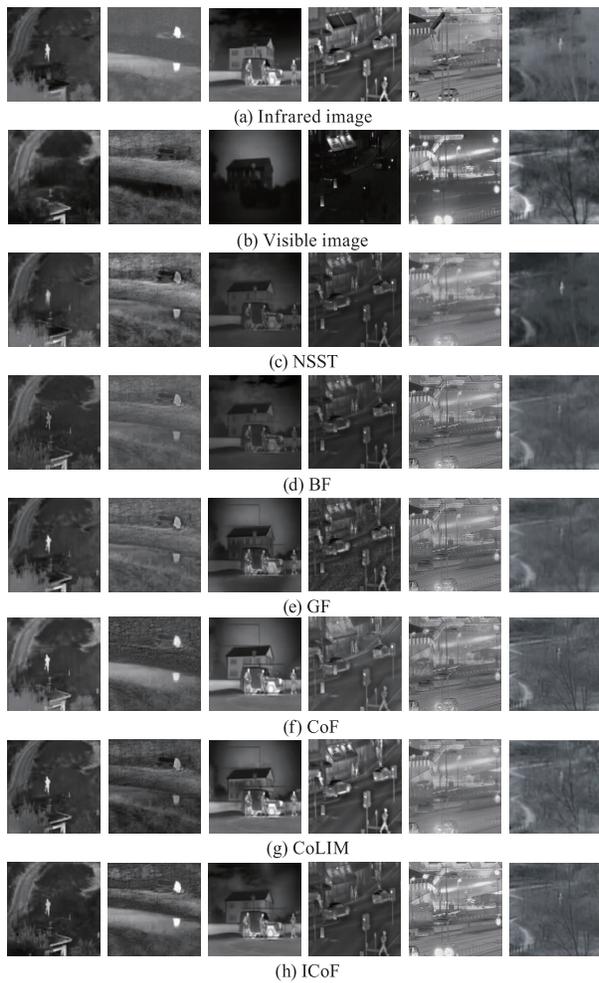


图 3 不同算法对比实验融合结果

Fig. 3 Fusion results of different algorithm comparison experiments

#### 4.2 客观指标评价

选取六种典型的评价指标:平均梯度(Average

Gradient, AG)、边缘强度(Edge Intensity, EI)、图像清晰度(Image Clarity, IC)、信息熵(Entropy, EN)、边缘信息量(Quality of edge, QE)、视觉信息保真度(Visual Information Fidelity, VIF), AG 用于计算图像的梯度信息, EI 指边缘与邻近像素的对比强度, IC 用于衡量图像的视觉质量, 与人的主观感受相对应, EN 用于测量图像信息, QE 用于计算边缘保持信息量, 反映了融合图像从源图中获取边缘信息量的大小, VIF 对图像进行分块, 计算每块的有效视觉信息的融合程度。所有评价指标的值与图像的融合质量成正比例关系, 6 个评价指标数值越大表示融合算法性能越好, 越大的数值表示融合图像包含的源图像信息越多, 对图 3 不同算法融合结果进行客观评价分析如表 1 所示。

从表 1 可以看出, 相比 NSST、BF、GF、CoF、CoLIM 算法, ICoF 算法在 AG、EI、IC、EN、QE、VIF 评价指标较优, 表明 ICoF 算法得到的融合图像在边缘和纹理方面提升明显, 能够提取源图像的边缘细节信息, 在保证融合效果的同时能够显著性地突出目标, 具有较高的对比度, 保留了源图像更多的结构信息, 与源图像相似性最高, 具有良好的人类视觉效果, 客观上验证了 ICoF 算法的有效性。

对于各算法的时间复杂度, 本文通过图像融合时间消耗来表示。选择的图像大小为  $256 \times 256$ , 蒙特卡罗方法运行 20 次, 6 对图像求平均值获得最终的耗时, 结果如表 2 所示。

表 1 不同算法对图像融合指标客观评价

Tab. 1 Objective evaluation of image fusion indicators of different algorithms

Image	Method	AG	EI	IC	EN	QE	VIF
No. 1	NSST	2.5501	26.5102	3.654	6.6112	0.2315	0.3282
	BF	2.3401	27.6516	3.5569	6.7072	0.2454	0.1952
	GF	3.9927	30.4571	4.560	6.5124	0.2647	0.2921
	CoF	4.0123	31.6970	5.1718	6.9001	0.3101	0.3210
	CoLIM	4.2396	35.1574	6.2377	7.2560	0.3578	0.3571
	ICoF	4.3980	40.3218	7.9529	7.7255	0.4356	0.4214
No. 2	NSST	2.5756	26.7753	3.6905	6.6773	0.2338	0.3315
	BF	2.3635	27.9281	3.5925	6.7743	0.2479	0.1972
	GF	4.0326	30.7617	4.6056	6.5775	0.2673	0.2950
	CoF	4.0524	32.0140	5.2235	6.9691	0.3132	0.3242
	CoLIM	4.2820	35.5090	6.3001	7.3286	0.3614	0.3607
	ICoF	4.4420	40.7250	8.0324	7.8028	0.4400	0.4256

续表 1 不同算法对图像融合指标客观评价

Tab.1 Objective evaluation of image fusion indicators of different algorithms

Image	Method	AG	EI	IC	EN	QE	VIF
No. 3	NSST	2.6011	27.0404	3.7271	6.7434	0.2361	0.3348
	BF	2.3869	28.2046	3.6280	6.8413	0.2503	0.1991
	GF	4.0726	31.0662	4.6512	6.6426	0.2700	0.2979
	CoF	4.0925	32.3309	5.2752	7.0381	0.3163	0.3274
	CoLIM	4.3244	35.8605	6.3625	7.4011	0.3650	0.3642
	ICoF	4.4860	41.1282	8.1120	7.8800	0.4443	0.4298
No. 4	NSST	2.6521	27.5706	3.8002	6.8756	0.2408	0.3413
	BF	2.4337	28.7577	3.6992	6.9755	0.2552	0.2030
	GF	4.1524	31.6754	4.7424	6.7729	0.2753	0.3038
	CoF	4.1728	32.9649	5.3787	7.1761	0.3225	0.3338
	CoLIM	4.4092	36.5637	6.4872	7.5462	0.3721	0.3714
	ICoF	4.5739	41.9347	8.2710	8.0345	0.4530	0.4383
No. 5	NSST	2.6266	27.3055	3.7636	6.8095	0.2384	0.3380
	BF	2.4103	28.4811	3.6636	6.9084	0.2528	0.2011
	GF	4.1125	31.3708	4.6968	6.7078	0.2726	0.3009
	CoF	4.1327	32.6479	5.3270	7.1071	0.3194	0.3306
	CoLIM	4.3668	36.2121	6.4248	7.4737	0.3685	0.3678
	ICoF	4.5299	41.5315	8.1915	7.9573	0.4487	0.4340
No. 6	NSST	2.5246	26.2451	3.6175	6.5451	0.2292	0.3249
	BF	2.3167	27.3751	3.5213	6.6401	0.2429	0.1932
	GF	3.9528	30.1525	4.5144	6.4473	0.2621	0.2892
	CoF	3.9722	31.3800	5.1201	6.8311	0.3070	0.3178
	CoLIM	4.1972	34.8058	6.1753	7.1834	0.3542	0.3535
	ICoF	4.3540	39.9186	7.8734	7.6482	0.4312	0.4172

表 2 不同算法图像融合消耗时间

Tab.2 Time consumption for image fusion of different algorithms

Algorithm	NSST	BF	GF	CoF	CoLIM	ICoF
Time/s	0.6751	0.3117	0.1959	7.6281	5.6747	4.2552

NSST、BF、GF 算法模型简单,时间消耗小;CoF 算法本身的时间消耗较大,CoLIM 算法中优化了 CoF 算法,相比 CoF 减少了消耗时间,减少约 26%,但是 ICoF 算法相比于 CoF 算法,时间消耗减少约 44%。

## 5 结论

本文通过改进 CoF 算法对红外与可见光图像进行融合,依据图像内容优化 CoF 算法,使用像素强度偏斜度和像素能量对滤波尺度优化,同时为了提高处理速度,采用自适应确定像素对距离阈值,避

免了较大权重的影响,NSST 算法融合过程中低频子带图像的融合使用 Delaunay 插值计算、最大对称环绕显著性方法,高频子带图像的融合使用修正拉普拉斯和方法。实验仿真显示本文算法对红外与可见光图像进行融合结果边缘细节部分更丰富,没有伪影出现,主观视觉和客观指标上均具有明显的优势,客观评价指标较优。

## 参考文献:

- [1] Pang S, Huo H T, Yang X, et al. Infrared and visible im-

- age fusion based on double fluid pyramids and multi-scale gradient residual block[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2023, 131(6):104702.
- [2] Wang Z B, Cui Z J, Zhu Y. Multi-modal medical image fusion by Laplacian pyramid and adaptive sparse representation[J]. *Computers in Biology and Medicine*, 2020, 123(8):103823.
- [3] Jin X, Jiang Q, Yao S W, et al. Infrared and visual image fusion method based on discrete cosine transform and local spatial frequency in discrete stationary wavelet transform domain[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2018, 88(1):1-12.
- [4] Li Quanjun, Zhang Guicang, Han Genliang, et al. Dual channel PCNN infrared and visible image fusion based on dual decomposition[J]. *Laser & Infrared*, 2023, 53(5):784-791. (in Chinese)  
李全军, 张贵仓, 韩根亮, 等. 基于双分解的双通道 PCNN 红外与可见光图像融合[J]. *激光与红外*, 2023, 53(5):784-791.
- [5] Zhou Z Q, Wang B, Li S, 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(7):15-26.
- [6] Li Q L, Wu W, Lu L, et al. Infrared and visible images fusion by using sparse representation and guided filter[J]. *Journal of Intelligent Transportation Systems*, 2020, 24(3):254-263.
- [7] Jiang W, Yang X M, Wei W, et al. Medical images fusion by using weighted least squares filter and sparse representation[J]. *Computers & Electrical Engineering*, 2018, 67(4):252-266.
- [8] Jevnisek R J, Avidan S. Co-occurrence filter[C]//Proc of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Honolulu, HI, USA; IEEE Press, 2017:3816-3824.
- [9] Zhang P, Yuan Y C, Fei C, et al. Infrared and visible image fusion using co-occurrence filter[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2018, 93(9):223-231.
- [10] Misra I, Rohil M K, Manthira M S, et al. CLIM: Co-occurrence with Laplacian intensity modulation and enhanced color space transform for infrared-visible image fusion[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2023, 135(12):104951.
- [11] Zhu F, Liu W. Infrared-visible image fusion method based on multi-scale shearing co-occurrence filter[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2024, 136(1):105009.
- [12] Zhu Wenpeng, Chen Li, Zhang Yongxin. Infrared and visible image fusion based on guided filter and fast co-occurrence filter[J]. *Application Research of Computers*, 2021, 38(2):600-604, 610. (in Chinese)  
朱文鹏, 陈莉, 张永新. 基于引导滤波和快速共现滤波的红外和可见光图像融合[J]. *计算机应用研究*, 2021, 38(2):600-604, 610.
- [13] Zhang S, Liu F. Infrared and visible image fusion based on non-subsampled shearlet transform, regional energy, and co-occurrence filtering[J]. *Image and Vision Processing and Display technology*, 2020, 56(15):761-764.
- [14] Zhu R, Li X F, Huang S, et al. Multimodal medical image fusion using adaptive co-occurrence filter-based decomposition optimization model[J]. *Bioinformatics*, 2022, 38(3):818-826.
- [15] Jiao Denghui, Liu Wenbo, Liu Weifeng, et al. Research on infrared and visible light image fusion algorithm based on scale adaptive CoF[J]. *Journal of Shan'xi University of Science & Technology*, 2023, 41(1):174-179. (in Chinese)  
焦登辉, 刘文波, 刘伟峰, 等. 基于尺度自适应 CoF 的红外与可见光图像融合算法研究[J]. *陕西科技大学学报*, 2023, 41(1):174-179.
- [16] Diwakar M, Singh P, Shankar A. Multi-modal medical image fusion framework using co-occurrence filter and local extrema in NSST domain[J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2021, 68(12):102788.
- [17] Li Wen, Ye Kuntao, Li Sheng. Image fusion based on optimized PCNN and region feature guided rule[J]. *Laser & Infrared*, 2021, 51(8):1104-1112. (in Chinese)  
李文, 叶坤涛, 李晟. 基于优化 PCNN 与区域特征引导法则的图像融合[J]. *激光与红外*, 2021, 51(8):1104-1112.