

## 改进 PCNN 与平均能量对比度的图像融合算法

高红霞, 魏 涛\*

(河南工程学院 软件学院, 河南 郑州 451191)

**摘要:** 为了改善红外光和可见光图像融合的视觉效果和运算时效性, 借助有限离散剪切波变换 (Finite discrete shearlet transform, FDST) 将源图像分解一系列大小相同尺度不同的高低频子带; 然后, 在低频子带的融合过程中采用改进的空间频率作为脉冲耦合人工神经网络 (Pulse Coupled Neural Network, PCNN) 的输入激励, 动态调节链接强度的大小, 以便根据图像的特征自适应变化, 充分保留了图像轮廓和边缘等特征信息。在高频子带的融合中, 采用区域平均能量对比度的策略进行融合, 尽可能突出了纹理和细节等信息; 最后, 对处理得到的高低频子带采取 FDST 逆变换, 重构得到背景清晰和目标突出的图像。实验结果表明: 提出的改进融合方法能够更加清晰和全面地呈现出图像中的背景和目标, 与其他几种算法相比, 主观视觉与客观指标均表现的最优, 且具有更高的运算效率。

**关键词:** 图像融合; 红外光; 可见光; 空间频率; 链接强度; 平均能量对比度

**中图分类号:** TP391.4 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3788/IRLA20210996

## Image fusion algorithm based on improved PCNN and average energy contrast

Gao Hongxia, Wei Tao\*

(School of Software, Henan University of Engineering, Zhengzhou 451191, China)

**Abstract:** To improve the visual effect and time efficiency of infrared and visible image fusion, the source images were decomposed into a series of high and low frequency sub-bands with the same size and different scales by Finite Discrete Shearlet Transform (FDST). Then, in the fusion process of low frequency sub-bands, the improved spatial frequency was used as the input excitation of Pulse Coupled Neural Network(PCNN), and the link strength was dynamically adjusted to change adaptively according to the image features, which fully preserved the feature information of image contour and edge. In the fusion of high frequency sub-band, the strategy of regional average energy contrast was used to fuse, which highlighted the information such as texture and details as much as possible. Finally, the image with clear background and prominent target was reconstructed with the processed high and low frequency sub-bands by using FDST inverse transform. The experimental results show that the improved fusion method can present the background and target in the image more clearly and comprehensively, compared with other algorithms, and performs the best subjective and objective indicators with the highest operation efficiency.

**Key words:** image fusion; infrared; visible; spatial frequency; link strength; average energy contrast

收稿日期:2021-12-21; 修订日期:2022-01-20

基金项目:河南省高等学校青年骨干教师培养计划 (2020 GGJS240)

作者简介:高红霞,女,讲师,硕士,主要研究方向为图像处理与多媒体技术。

通讯作者:魏涛,男,副教授,博士,主要研究方向为图像融合和模式识别。

## 0 引言

由于成像的感光传感器类型的不同,采集同一场景获得的图像特征也有区别<sup>[1]</sup>。红外光与可见光具有较为鲜明的光谱特性差异,红外光成像是利用了物体的热辐射原理,穿透性较强,能够克服光照、天气和环境等干扰因素的影响,将目标从复杂的背景中突显出来,但存在细节不够丰富和图像整体对比度低的问题<sup>[2-3]</sup>。可见光成像是根据场景内物体反射光的可视信息,能够获取较清晰的图像,但容易受到烟雾、云朵等物体的遮挡,如果环境光线较弱,成像的效果也会受到严重的影响<sup>[4-5]</sup>。因此,可利用多模态传感器的采集方法,发挥红外光和可见光各自的优势,将互补信息进行融合,从而得到特征明显、目标突出、细节丰富和高对比度清晰的图像,可广泛应用于军事侦察、目标检测和识别等领域<sup>[6-8]</sup>。

目前主流的图像融合技术有两个重要的步骤:图像分解和融合算法,已有不少成果。其中,变换域的多尺度分解方法是一个重要的研究分支,能够将源图像分解成多个不同特征的子图,从而保留更多的有效信息<sup>[9-10]</sup>。在此基础上,学者们提出了多种分解方法,如:离散小波变换 (Discrete Wavelet Transform, DWT)<sup>[11]</sup>、非下抽样 Contourlet 变换 (Non-Subsampled Contourlet Transform, NSCT)<sup>[12]</sup> 和非下采样剪切波变换 (Non-Subsampled Shearlet Transform, NSST)<sup>[13]</sup>。随后有限离散剪切波变换 (Finite Discrete Shearlet Transform, FDST) 被提出,采用二维快速傅里叶和非下采样金字塔的变换方法,将源图像分解成低频子带和多个高频子带,能够保留源图像中更多的有用细节信息。在对高低频子带的融合策略上,参考文献 [14] 提出了对低频采用图像显著性检测的算法,对高频子带图像绝对值和取大的方法,该方法虽然运算简单,但对细节信息的呈现效果不佳;参考文献 [15] 优化了梯度投影的非负矩阵分解方法,并将其应用在低频子带的融合上,而对高频子带则通过自适应加权与区域标准差的方法进行融合,但重构后得到的效果仍不理想。为此,文中借助 FDST 对红外和可见光图像分解,最大程度保留源图像中的细节信息,然后通过改进的脉冲耦合人工神经网络 (Pulse Coupled Neural Network, PCNN) 方法对低频子带融合,并采用区域平

均能量对比度的方法对低频子带融合,最终得到了图像细节更加丰富、主观视觉更优的融合结果,且运算速度得到了明显提升。

## 1 有限离散剪切波变换

抛物型缩放尺度矩阵  $A_a$  和剪切矩阵  $S_s$  分别描述为:

$$A_a = \begin{pmatrix} a & 0 \\ 0 & \sqrt{a} \end{pmatrix}, S_s = \begin{pmatrix} 1 & s \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (1)$$

式中:  $a \in R^+$ ;  $s \in R$ 。对任意  $\forall \psi \in L^2(R^2)$  采取膨胀、剪切和平移的操作,得到连续剪切波函数  $\psi_{a,s,t}(x)$  的表达式如下:

$$\psi_{a,s,t}(x) = a^{-\frac{3}{2}} \psi(A_a^{-1} S_s^{-1}(x-t)) \quad (2)$$

对公式 (2) 其采取二维傅里叶变换,得到等式和连续剪切波变换 Parseval 等式,分别表示为:

$$\widehat{\psi}_{a,s,t}(\omega) = a^{\frac{3}{2}} e^{-2\pi i(\omega,t)} \widehat{\psi}(a\omega_1, \sqrt{a}(s\omega_1 + \omega_2)) \quad (3)$$

$$SH_{\psi}(f)(a,s,t) = \langle f, \psi_{a,s,t} \rangle = \langle \widehat{f}, \widehat{\psi}_{a,s,t} \rangle \quad (4)$$

式中:  $f \in L^2(R^2)$ 。

同时,定义小波函数  $\widehat{\psi}_1(\omega_1)$  和冲击函数  $\widehat{\psi}_2(\omega_2)$  分别表示为:

$$\widehat{\psi}_1(\omega_1) = \sqrt{b^2(2\omega_1) + b^2(\omega_1)} \quad (5)$$

$$\widehat{\psi}_2(\omega_2) = \begin{cases} \sqrt{v(1+\omega_2)}, \omega_2 \leq 0 \\ \sqrt{v(1-\omega_2)}, \omega_2 > 0 \end{cases} \quad (6)$$

上式中,  $v(x)$  和  $b(x)$  的表达式如下:

$$v(x) = \begin{cases} 0 & , x < 0 \\ 35x^4 - 84x^5 + 70x^6 - 20x^7 & , 0 \leq x \leq 1 \\ 1 & , x > 1 \end{cases} \quad (7)$$

$$b(x) = \begin{cases} \sin\left(\frac{\pi}{2}v(|x|-1)\right) & , 1 \leq |x| \leq 2 \\ \cos\left(\frac{\pi}{2}v\left(\frac{1}{2}|x|-1\right)\right) & , 2 \leq |x| \leq 4 \\ 1 & , \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

然后利用  $\widehat{\psi}_1(\omega_1)$  和  $\widehat{\psi}_2(\omega_2)$  把频域分解成水平锥面  $C^h$ 、垂直锥面  $C^v$ 、锥面交叉线  $C^x$  和低频  $C^0$  四部分,分解方法如图 1 所示。

为了方便运算,将伸缩参数  $a$ 、剪切参数  $s$  和平均参数  $t$  采取离散处理,方法如下:

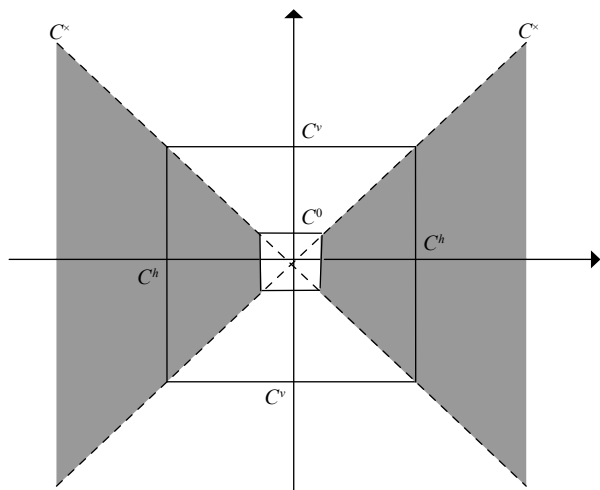


图 1 频域平面分解图

Fig.1 Decompositio of frequency domain plane

$$\begin{cases} a_j = 2^{-2j} = \frac{1}{4^j}, & j = 0, \dots, j_0 - 1 \\ s_{jk} = k2^{-j}, & -2^j \leq k \leq 2^j \\ t_m = \left( \frac{m_1}{M}, \frac{m_2}{N} \right), & m \in \zeta \end{cases} \quad (9)$$

式中:  $N$  表示抽样数; 分解度  $j_0 = \lfloor (\log_2 N)/2 \rfloor$ ;  $\zeta = \{(m_1, m_2) : m_i = 0, 1, \dots, N-1, i = 1, 2\}$ 。

离散剪切波  $\hat{\psi}_{j,k,m}$  在频域可描述为:

$$\hat{\psi}_{j,k,m}(\omega) = \hat{\psi}_1(4^{-j}\omega_1)\hat{\psi}_2\left(2^j\frac{\omega_2}{\omega_1} + k\right)e^{-2\pi i(\omega, m)/N} \quad (10)$$

式中:  $\omega \in \{(\omega_1, \omega_2) : \omega_i = -\lfloor \frac{N}{2} \rfloor, \dots, \lfloor \frac{N}{2} \rfloor - 1, i = 1, 2\}$ 。

在锥面交叉线上定义  $|k| = 2^j$ , 那么在频域上得到剪切波公式可表示为:

$$\hat{\psi}_{j,k,m}^{h \times v} = \hat{\psi}_{j,k,m}^h + \hat{\psi}_{j,k,m}^v + \hat{\psi}_{j,k,m}^{\times} \quad (11)$$

从而可得出全频域内不同区域离散剪切波:

$$SH(f)(\tau, j, k, m) = \begin{cases} \langle f, \phi_m \rangle & , \tau = 0 \\ \langle f, \hat{\psi}_{j,k,m}^{\tau} \rangle & , \tau \in \{h, v\} \\ \langle f, \hat{\psi}_{j,k,m}^{h \times v} \rangle & , \tau = \times \end{cases} \quad (12)$$

式中:  $j=0, \dots, j_0-1; -2^j+1 \leq k \leq -2^j-1; m \in \zeta; \phi_m, \hat{\psi}_{j,k,m}^{\tau}, \hat{\psi}_{j,k,m}^{h \times v}$  分别表示低频部分的离散剪切波、水平与垂直锥面交叉线上的离散剪切波、锥面交叉线上的离散剪切波<sup>[16]</sup>。

为了更加直观的呈现 FDST 的分解和重构过程, 以同心圆环图像进行了测试实验, 测试过程如图 2 所

示。利用二维快速傅里叶变换对图 2 中的原始图像进行处理, 并用非下采样金字塔方法对得到的频谱图像进行  $l$  层分解得到高低频子带, 再用剪切波对高频子带进行  $K$  层分解, 得到  $\sum_{k=0}^{K-1} 2^{l+2}$  个方向子带, 最后进行逆变换得到重构图像。将得到的重构图像与原始图像做差, 通过计算得到重构误差仅为  $8.73 \times 10^{-17}$ , 信息的损失率非常小, 从而验证了 FDST 在分解和重构的各环节能够最大限度保留源图像中的信息。

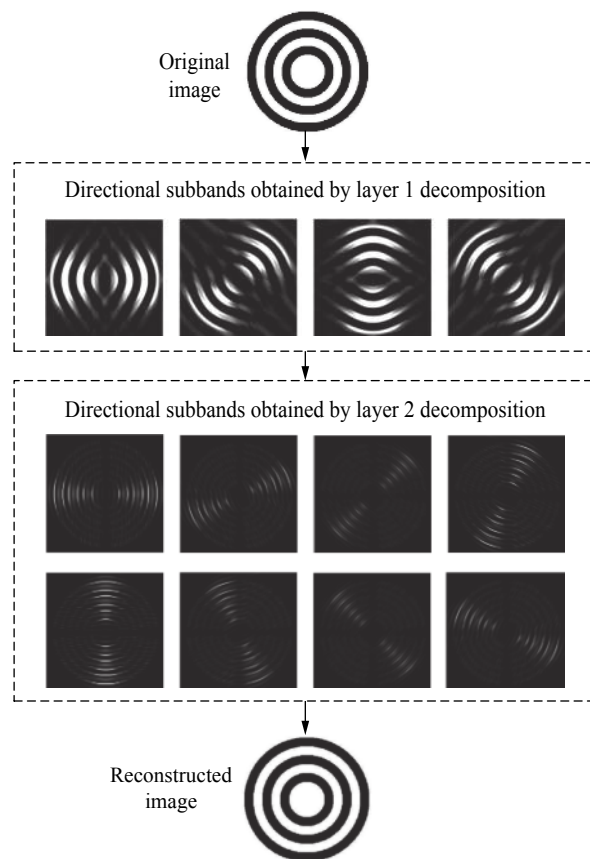


图 2 测试结果

Fig.2 Test result

## 2 改进的融合算法

首先, 借助 FDST 将红图像  $I$  和可见光图像  $V$  分解成不同尺度方向的低频子带  $L_l^I$  和  $L_l^V$ , 第  $l$  层第  $k$  个高频子带分别为  $H_{l,k}^I$  和  $H_{l,k}^V$ , 然后根据高低频子带的特性分别采取不同的策略进行处理, 得到各尺度方向子带, 最后对融合后的高低频子带  $L_l^F$  和  $H_{l,k}^F$  进行 FDST 逆变换, 得到内容更加丰富、细节更加清晰明亮的融合图像  $F$ 。图像融合过程如图 3 所示。

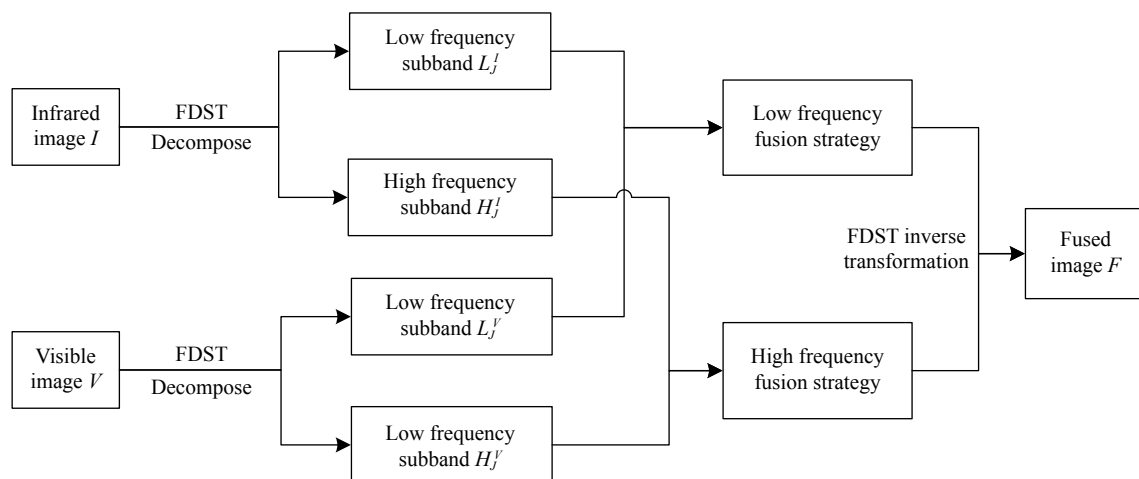


图 3 图像融合过程

Fig.3 Image fusion process

### 2.1 低频子带融合策略

图像低频子带里携带着主要的轮廓和边缘等信息,传统的融合方法大多对单个像素点进行分析和处理,而忽略了图像的整体特性,容易出现轮廓不清晰和边缘信息缺失的问题<sup>[17-18]</sup>。脉冲耦合人工神经网络 PCNN 最小的结构是神经元,通过接收、调制和脉冲发射三部分构成,无数个神经元就构成了反馈型网络,PCNN 迭代模型描述:

$$\begin{cases} F_{ij}(n) = I_{ij}(n) \\ L_{ij}(n) = \exp(-\alpha_L)L_{ij}(n-1) + \sum_{p,q} W_{ij,pq} Y_{pq} \\ U_{ij}(n) = F_{ij}(n) \cdot (1 + \beta L_{ij}(n)) \\ \theta_{ij}(n) = \exp(-\partial_\theta)\theta_{ij}(n-1) + V_\theta Y_{ij}(n) \end{cases} \quad (13)$$

式中:  $n$  表示迭代次数;  $F_{ij}(n)$  表示第  $n$  次迭代的反馈输入;  $U_{ij}(n)$  表示内部活动项;  $L_{ij}(n)$  为链接输入;  $Y_{ij}(n)$  为链接输出;  $I_{ij}(n)$  为外部激励;  $\theta_{ij}(n)$  表示变阈值函数输出;  $\beta$  为链接强度;  $W$  和  $V_\theta$  表示连接权系数矩阵与阈值增益系数;  $\partial_L$  为链接输入;  $\partial_\theta$  为时间衰减常数。

在迭代的过程中,若出现  $U_{ij}(n) > \theta_{ij}(n)$  时,对应的神经元  $(i, j)$  发出 1 个脉冲,即完成 1 次点火,  $Y_{ij}(n) = 1$ ; 反之,则  $Y_{ij}(n) = 0$ , 描述为:

$$Y_{ij} = \begin{cases} 1, & U_{ij}(n) > \theta_{ij}(n) \\ 0, & U_{ij}(n) \leq \theta_{ij}(n) \end{cases} \quad (14)$$

迭代结束后,该神经元的点火次数  $T_{ij}(n)$  描述为:

$$T_{ij}(n) = T_{ij}(n-1) + Y_{ij}(n) \quad (15)$$

由于 PCNN 具有空间邻近和相似聚集的特点,考虑到相邻像素点之间具有的相关性,采用空间频率函数求得图像行列两个方形的梯度能量,并将其作为

PCNN 的输入激励,可有效地克服伪吉布斯现象。

为了进一步改善融合效果,文中提出了采用改进的空间频率 (MSF) 策略,通过增加矩形窗口主副对角线两个方向的梯度能量来丰富像素灰度的变化率,从而提升总体的梯度能量,使融合达到更佳的效果。假设使用 FDST 对源图像  $I$  和  $V$  进行分解后得到的低频子带为  $C(i, j)$ , 选取相邻区域矩形窗口大小为  $M \times N$ , 定义 MSF 的表达式如下:

$$MSF = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (RF + CF + DF_1 + DF_2) \quad (16)$$

式中:  $RF$ 、 $CF$ 、 $DF_1$  和  $DF_2$  分别为 (红外和可见光) 低频子带的行、列、主和副对角线 4 个方向的频率,对应的表达式如下:

$$\begin{cases} RF = [C(i, j) - C(i, j-1)]^2 \\ CF = [C(i, j) - C(i-1, j)]^2 \\ DF_1 = [C(i, j) - C(i-1, j-1)]^2 \\ DF_2 = [C(i, j) - C(i-1, j+1)]^2 \end{cases} \quad (17)$$

文中选取矩形窗口  $M = N = 4$ 。链接强度  $\beta$  可以表征对应窗口区域内灰度值的变化情况,传统的融合方法大多选取固定的链接强度  $\beta$ , 但每个像素点之间的链接强度各不相同,所以固定的  $\beta$  不能改善图像质量。由于平均梯度  $\bar{G}(i, j)$  是评价图像细节差异的重要指标,为此文中利用图像的平均梯度  $\bar{G}(i, j)$  来动态调节链接强度  $\beta_{ij}$  的大小,根据图像的特征自适应变化,以便充分保留图像边缘的特征信息。自适应链接强度  $\beta_{ij}$  描述为:

$$\beta_{ij} = \frac{1}{1 + \exp(-\bar{G}(i, j))} \quad (18)$$

其中, 平均梯度  $\bar{G}(i, j)$  具体描述如下:

$$\bar{G}(i, j) = \frac{1}{(M-1)(N-1)} \cdot \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=1}^{N-1} \sqrt{\frac{(C(i+1, j) - C(i, j))^2 + (C(i, j+1) - C(i, j))^2}{2}} \quad (19)$$

所以在低频子带的融合策略上选择平均梯度  $\bar{G}(i, j)$  较大的值, 窗口区域就越清晰, 根据公式 (18) 也可看出, 此时链接强度  $\beta_{ij}$  的值相应也越大, 从而会促进 PCNN 点火。

### 2.2 高频子带融合策略

高频子带携带是图像的纹理和细节等特征信息, 主要影响视觉效果, 传统的绝对值取大的方法容易受到噪声的影响, 这种以单个像素点为对象的处理方法会直接影响融合效果。由于在图像融合的效果评价上, 更希望关注目标区域, 且灰度值大的像素点或者区域会包含更多的纹理和细节信息。根据红外光和可见光的特性, 所以文中利用区域平均能量对比度的策略来选择高频子带, 步骤如下:

(1) 若以像素  $(i, j)$  为中心的区域为  $N_X(i, j)$ , 其中  $X \in (I, V, H_{l,k}^I, H_{l,k}^V)$ , 那么  $X$  在  $N_X(i, j)$  上的区域能量可表示为:

$$E_X(i, j) = \sum_{(m, n) \in N_X(i, j)} \frac{|X(i+m, j+n)|^2}{N \times N} \quad (20)$$

式中:  $|X(i+m, j+n)|$  为  $X$  在  $(i+m, j+n)$  点的灰度值。

(2) 计算出红外和可见光图像对应的区域平均能量对比度分别为  $C_{l,k}^I$  和  $C_{l,k}^V$ , 表达式如下:

$$C_{l,k}^I(i, j) = \sum_{m=-(N-1)/2}^{N_{l,k}} \sum_{n=-(N-1)/2}^{(N-1)/2} \frac{E_{H_{l,k}^I}(i, j)}{E_I(i, j)} \quad (21)$$

$$C_{l,k}^V(i, j) = \sum_{m=-(N-1)/2}^{N_{l,k}} \sum_{n=-(N-1)/2}^{(N-1)/2} \frac{E_{H_{l,k}^V}(i, j)}{E_V(i, j)} \quad (22)$$

式中:  $N_{l,k} = \sum_k (2^{k_l} + 2)$ , 其中  $l$  为分解的层数,  $k_l$  为第  $l$  层分解得到  $k$  方向的局部化级数。

(3) 根据红外和可见光图像的区域平均能量对比度的大小选取融合图像的高频子带, 选取策略可表示为:

$$F_{l,k}(i, j) = \begin{cases} H_{l,k}^I(i, j), & C_{l,k}^I(i, j) > C_{l,k}^V(i, j) \\ H_{l,k}^V(i, j), & C_{l,k}^I(i, j) \leq C_{l,k}^V(i, j) \end{cases} \quad (23)$$

## 3 实验结果与分析

为了验证提出融合算法的有效性和优越性, 从 TNO 图像数据库中选择两组经过严格配准的红外与可见光图像, 来进行融合对比实验。实验条件: 处理器为 AMD 7502 P 2.5 GHz, 内存 16 G, 固态硬盘 480 G, 操作系统 Windows10, 仿真软件 Matlab R2020 b。将得到的实验结果通过主观视觉、客观指标<sup>[19]</sup>和运行时间等进行多维度评价。

### 3.1 不同变换域的不同融合算法的比较

为了验证文中使用的 FDST 分解方法的优越性, 采用参考文献 [11] 中小波变换 DWT、参考文献 [12] 中 NSCT 和、参考文献 [13] 中 NSST 和文中的 FDST 四种变换域对源图像进行分解。通过对低频子带取均值和对高频子带取绝对值最大的方法进行融合, 再对得到的高低频子带进行对应的逆变换后, 得到的融合结果和四项客观评价指标如图 4 和表 1 所示。

由图 4 的仿真结果可看出: 在可见光图 4(a) 中未能呈现出远处的山脉和船上的灯光效果, 而在红外光图 4(b) 中对船体的呈现不够清晰, 对这两幅图像分别采用四种不同的变换方法和相同的融合算法, 重构后的效果差异非常明显。采用 DWT 变换得到的融合结果失真严重 (伪影), 图像整体较为模糊, 主要是因为 DWT 的移变特性, 在分解的过程中携带了大量的虚假信息所致; 采用 NSCT 变换得到的融合结果较前者在图像细节上有了明显的提升, 海面和山脉的轮廓开始凸显, 主要因为 NSCT 变换具有了平移不变特性, 使多尺度和多方向的信息得到了保留, 但整体上还不够清晰; 采用 NSST 变换得到的融合结果较前两个分解方法有了进一步的改善, 模糊区域基本消失, 山脉和船体的轮廓已基本呈现; 相比较而言, 采用文中的 FDST 变换得到的融合效果最佳, 更多的细节得到了呈现, 甚至可以看到了重叠的山脉和船尾的波浪, 但受融合算法的制约, 仍有改善空间。

由表 1 的客观评价指标也可以佐证主观视觉的分析, 使用 FDST 分解方法得到的融合图像在四个指标 EN、MI、Q<sup>AB/F</sup> 和 AG 均是最优的, 说明采用 FDST

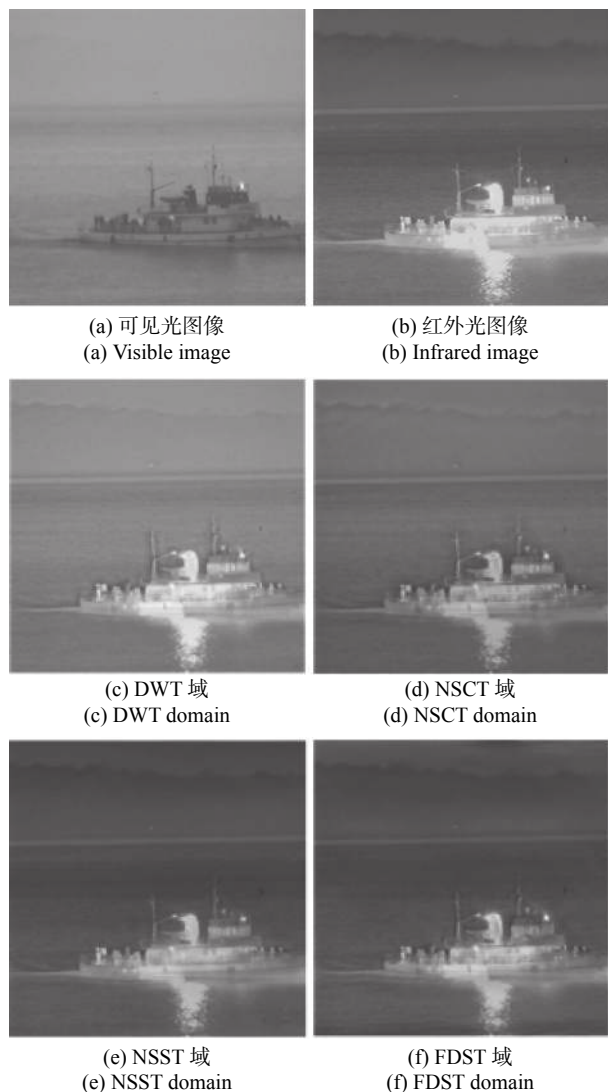


图 4 不同变换域下相同算法的融合结果

Fig.4 Fusion results of the same algorithm in different transform domains

表 1 客观指标和运行时间结果

Tab.1 Results of objective indicators and running time

Objective indicators	DWT	NSCT	NSST	FDST
EN	6.549	6.703	6.885	6.926
MI	1.891	1.929	1.977	2.154
$Q^{AB/F}$	0.502	0.543	0.569	0.5804
AG	13.655	13.748	13.926	14.351
Running time/s	4.512	4.987	4.724	4.173

变换得到的融合图像可以保留更多信息,各项指标均优于另外三种比较分解方法。另外,从运算所需的时间上来看,由于在 FDST 中引入了快速傅里叶变换,也

避免了下采样的环节,所以表现出了更快的运行速度。

### 3.2 相同变换域下的不同融合算法比较

为了验证所提融合算法的优越性,分别采用参考文献 [14]、参考文献 [16]、参考文献 [20] 和所提算法对另外一组红外与可见光图像进行融合,重构后的结果和四项客观评价指标分别如图 5 和表 2 所示。

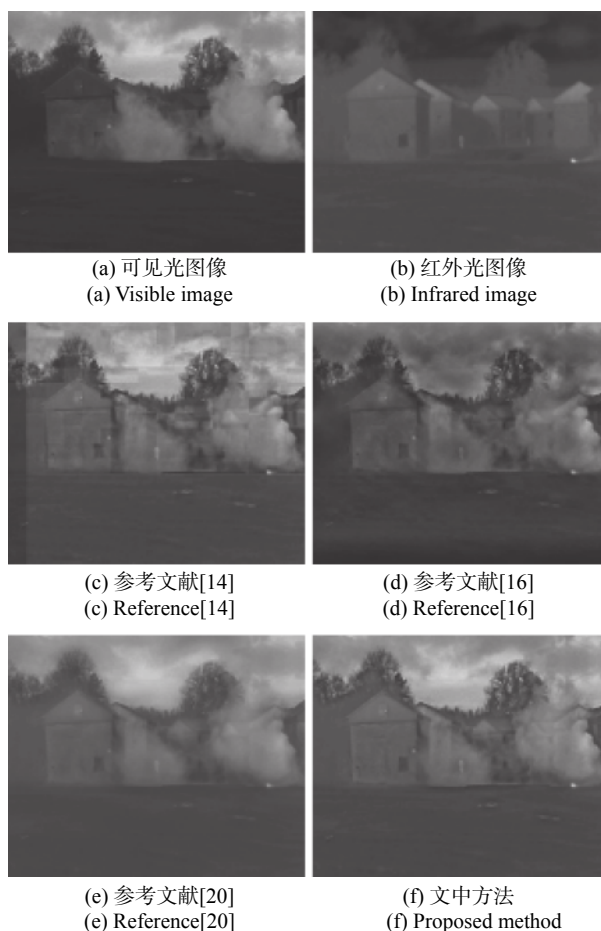


图 5 不同变换域下的不同算法的融合结果

Fig.5 Fusion results of different algorithms in different transform domains

表 2 客观指标和运行时间结果

Tab.2 Results of objective indicators and running time

Objective indicators	Ref.[14]	Ref.[16]	Ref.[20]	Proposed method
EN	6.815	6.980	7.103	7.278
MI	1.996	2.172	2.284	2.392
$Q^{AB/F}$	0.589	0.595	0.608	0.633
AG	14.927	15.114	15.453	15.846
Running time/s	4.957	5.869	5.651	4.782

从图5中可看出:在可见光(图5(a))未能呈现出人和地面光源的效果,而在红外光(图5(b))中则对天空、云朵、树枝和烟雾的呈现不够清晰,对这两幅图像分别采用FSDST的变换方法和四种不同的融合算法,重构后的效果却相差也较大。采用参考文献[14]的融合算法得到的结果中存在块状模糊和重影现象,尤其在天空区域较为明显,轮廓和细节信息丢失严重;参考文献[16]的融合算法得到的结果较前者有了一定的提升,但整体色泽暗淡,天空的云朵呈现出混沌的效果,且人物不够突出;参考文献[20]呈现的效果有了大幅改善,重影已基本消失,轮廓逐渐开始清晰,人物突出明显,但树梢、天空、房屋和云朵方面细节方面还略有模糊;而采用文中方法得到的融合图像的主观视觉表现最优,对比度鲜亮,人物更加清晰,树梢、房屋和云朵的细节的呈现更加丰富。

由表2的客观评价指标可以看出:在FDST变换的基础上采用不同的融合算法,可得到更优的客观评价指标,说明所提的改进融合算法的效果最优,能够从红外光和可见光的源图像中获取更多的互补信息,且运算所需要的时长最短,充分验证了文中方法的优越性。

## 4 结论

为了改善图像融合的效果,针对利用多模态传感器采集的红外和可见光图像,采用了具有平移不变性的有限离散剪切波变换对源图像分解,从而得到一系列高低频子带,然后利用区域平均能量对比度和改进的PCNN分别对高低频子带进行融合,最后经过逆变换后得到了细节更丰富和目标更清晰的融合图像。实验结果表明:使用有限离散剪切波变换在分解图像时,不仅可保留更多的信息,而且还具有更快的运算速度,提出的改进融合算法与其他几种算法相比,在主观视觉和客观评价指标上均表现更优,且具有更高的运算效率。

### 参考文献:

[1] Zhou W Z, Fan C, Hu X P, et al. Multi-scale singular value decomposition polarization image fusion defogging algorithm and experiment [J]. *Chinese of Optics*, 2021, 14(2): 298-306. (in Chinese)

[2] Gu M H, Wang M M, Li L Y, et al. Color image multi-scale fusion graying algorithm [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2021, 54(4): 209-215. (in Chinese)

[3] Shen Y, Huang C H, Huang F, et al. Research progress of infrared and visible image fusion technology [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2021, 50(9): 20200467. (in Chinese)

[4] Zhu H R, Liu Y Q, Zhang W Y. Night-vision image fusion based on intensity transformation and two-scale decomposition [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2019, 41(3): 640-648. (in Chinese)

[5] Lin S, Chi K C, Li W T, et al. Underwater optical image enhancement based on dominant feature image fusion [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2020, 49(3): 203-215. (in Chinese)

[6] Wang W, Zhang J E. A remote sensing image fusion algorithm based on guided filtering and shearlet sparse base [J]. *Computer Engineering & Science*, 2018, 40(8): 1453-1458. (in Chinese)

[7] Cai L M, Li X F, Tian X D. Virtual viewpoint rendering algorithm based on hierarchical image fusion [J]. *Computer Engineering*, 2021, 47(4): 204-210. (in Chinese)

[8] Feng X, Zhang J H, Hu K Q, et al. The infrared and visible image fusion method based on variational multiscale [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2018, 46(3): 680-687. (in Chinese)

[9] Jiao J, Wu L D, Yu S B, et al. Image fusion method using multi-scale analysis and improved PCNN [J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2019, 31(6): 988-996. (in Chinese)

[10] Wang F, Chen Y M, Li H. Image fusion algorithm of focal region detection and TAM-SCM based on SHT domain [J]. *Journal of Northwestern Polytechnical University*, 2019, 37(1): 114-121. (in Chinese)

[11] Che M, Zhang H M, Tuo M F. Spectral image fusion based on wavelet transform and edge information [J]. *Laser Journal*, 2019, 40(11): 71-75. (in Chinese)

[12] Liu Z, Xu T, Song Y Q, et al. Image fusion technology based on NSCT and robust principal component analysis model with similar information [J]. *Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition)*, 2018(5): 1614-1620. (in Chinese)

[13] Lin J P, Liao Y P. A novel image fusion method with fractional saliency detection and QFWA in NSST [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2021, 29(6): 1406-1419. (in Chinese)

[14] Bai Y J, Xiong S H, Wu X Q, et al. Infrared and visible images fusion based on FDST and MSS [J]. *Science Technology and*

- Engineering*, 2017, 17(6): 215-219. (in Chinese)
- [15] Liu Z W, Li H, Zhao Z K. Improving multi-focus image fusion algorithm with finite discrete shearlet domain [J]. *Electronics Optics & Control*, 2019, 26(10): 49-53, 105. (in Chinese)
- [16] Zhou Y, Zhou Y, Wang X H. Grayscale image fusion based on finite discrete shearlet transform [J]. *Computer Engineering*, 2016, 42(12): 222-227. (in Chinese)
- [17] Wang Y, Liu F, Chen Z H. Image fusion algorithm based on improved weighted method and adaptive pulse coupled neural network in shearlet domain [J]. *Computer Science*, 2019, 46(4): 261-267. (in Chinese)
- [18] Wang J, Wu X S. Image fusion based on the improved sparse representation and PCNN [J]. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2019, 14(5): 922-928. (in Chinese)
- [19] Xie W, Wang L M, Hu H J, et al. Adaptive multi-exposure image fusion with guided filtering [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2019, 55(4): 193-199. (in Chinese)
- [20] Dai J D, Liu Y D, Mao X Y, et al. Infrared and visible image fusion based on FDST and dual-channel PCNN [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2019, 48(2): 0204001. (in Chinese)