

# 基于 PUCS 与 DTCWT 的红外与弱可见光图像融合

姜 迈<sup>1</sup>, 沙贵君<sup>1</sup>, 李 宁<sup>2</sup>

(1. 中国刑事警察学院 偷查与反恐怖学院, 辽宁 沈阳 110854;  
2. 中国科学院沈阳自动化研究所海洋信息技术装备中心, 辽宁 沈阳 110169)

**摘要:** 针对红外与弱可见光图像传统融合算法在结果图像中目标不突出、整体对比度降低、边缘及纹理细节不清晰、缺失等问题, 本文提出一种基于感知一致性空间(Perception Unified Color Space, PUCS)和双树复小波变换(Dual Tree Complex Wavelet Transform, DTCWT)的融合算法。首先, 将红外与弱可见光图像的亮度分量由RGB空间分别转至感知一致性空间得到新的亮度分量以备后续变换处理; 接着, 将源图像利用DTCWT进行多尺度分解, 分别获取各自的低频分量与高频分量; 然后, 根据不同频带系数特点, 提出一种基于区域能量自适应加权的规则对低频子带分量进行融合, 采用一种基于拉普拉斯能量和与梯度值向量的规则对不同尺度、方向下高频子带分量进行融合; 最后, 对融合后的高、低频子带分量进行DTCWT逆变换重构图像, 再将其转回至RGB空间以得到最终结果。在不同场景下将本文算法与3种高效融合算法进行对比评价, 实验结果表明, 本文算法不但在主观视觉上具有显著的目标特征、清晰的背景纹理及边缘细节、整体对比度适宜, 而且在8项客观评价指标上也取得了较好的效果。

**关键词:** 红外与弱可见光; 感知一致性空间; 双树复小波变换; 融合规则

中图分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1001-8891(2022)07-0716-10

## Infrared and Low-level Visible Light Images Fusion Based on Perception Unified Color Space and Dual Tree Complex Wavelet Transform

JIANG Mai<sup>1</sup>, SHA Guijun<sup>1</sup>, LI Ning<sup>2</sup>

(1. *Criminal Investigation and Counter-terrorism College, Criminal Investigation Police University of China, Shenyang 110854, China;*  
2. *Marine Information Technology Equipment Centre, Shenyang Institute of Automation, Shenyang 110169, China*)

**Abstract:** To solve problems in traditional image fusion, such as dim targets, low contrast, and loss of edge and textural details in fusion results, a new fusion approach for infrared and low-level visible light image fusion based on perception unified color space (PUCS) and dual tree complex wavelet transform (DTCWT) is proposed. First, the two-source image intensity component is separately transformed from RGB space into PUCS to obtain a new intensity component for further processing. Then, the infrared and low-level visible light images are decomposed using DTCWT to obtain the low- and high-frequency components, respectively. Subsequently, at the fusion stage, the region energy adaptive weighted method is adopted to fuse the low-frequency sub-bands, and the high-frequency rule uses the sum modified Laplacian and gradient value vector for different scale and directional sub-bands fusions. Finally, the fusion image is obtained by applying inverse DTCWT on the sub-bands and returned to RGB space. The proposed algorithm was compared with three efficient fusion methods in different scenarios. The experimental results show that this approach can achieve prominent target characteristics, clear background texture and edge details, and suitable contrast in subjective evaluations as well as advantages in eight objective indicator evaluations.

**Key words:** infrared and low-level visible light, perception unified color space, dual tree complex wavelet transform, fusion rules

收稿日期: 2021-10-11; 修订日期: 2021-11-29。

作者简介: 姜迈 (1982-), 男, 辽宁人, 博士, 讲师, 主要研究方向为图像处理与模式识别, 三维场景重建等。E-mail: tawan\_83@163.com。

基金项目: 公安部技术研究计划 (2020JSYJC26); 公安部科技强警基础工作专项项目 (2018GABJC08); 中国科学院海洋技术创新研究院前沿基础研究项目 (QYJC201913); 公安理论及软科学研究计划 (2019LLYJXJXY055, 2019LLYJXJXY057)。

## 0 引言

图像融合是将多传感器采集的同一场景的图像进行融合,取得信息互补的过程。其中,红外与弱可见光图像融合近年来受到广泛的关注,利用两者间的相关性和互补性进行融合,增加了图像中有用信息含量,图像的效果可以获得很大的改观,在同一图像中突出目标的同时还能较好地呈现背景细节,不仅提高了成像系统的视距,而且有效提高了融合图像信噪比,具有更高的可靠性和可信度,增强了人们对关注区域的探测、识别和分析能力。如在公共安全领域,违法犯罪活动的伪装使得对目标的调查取证更加困难,作案人往往利用夜幕掩护进行犯罪活动,以躲避警方的打击,夜间发现和识别作案人的范围越大,就意味着在夜间有较大的作战半径,同时也获得了夜间作战的主动权。利用红外与弱可见光融合技术,有助于警务人员及时发现可疑目标,可以更有效地打击作案人和保护自身的安全。

红外与弱可见光融合技术涉及到工作的颜色空间、图像处理域以及不同子带图像融合策略规则等关键问题。尤其在图像处理域方面,红外与弱可见光图像融合主要有基于空间域和变换域两种方法,较新的空间域算法包括基于鲁棒主成分分析 RPCA (Robust Principal Component Analysis) [1]、压缩感知 CS (Compressed Sensing) 等<sup>[2-3]</sup>,较新的基于变换域的图像融合方法有非下采样轮廓变换 (Non-Subsampled Contourlet Transform, NSCT) <sup>[4-5]</sup>、非下采样剪切波变换 (Non-Subsampled Shearlet Transform, NSST) <sup>[6-7]</sup>、非下采样双树轮廓波变换 (Non-Subsampled Dual Tree Contourlet Transform, NSDTCT) <sup>[8]</sup>、双树复小波变换 (Dual Tree Complex Wavelet Transform, DTCWT) <sup>[9-10]</sup>、双树复剪切波变换 (Dual Tree Complex Shearlet Transform, DTCST) <sup>[11]</sup>等。总的来说,变换域融合方法要优于空间域融合方法,而小波变换域处理要优于其他变换域算法,但传统小波变换在处理图像等二维信息时,由于方向选择性少,存在对图像的边缘轮廓等高频分量表征能力差、细节纹理缺失、不能突出重点目标等不足,而 DTCWT 不仅保留了传统小波变换的时频域特性,而且重构使计算效率更高,具有近似的平移不变性、更多的方向选择性和有限数据冗余, DTCWT 能够同时显著提高图像配准与融合的质量,非常适合处理红外与弱可见光融合夜视图像。

本文基于感知一致性颜色空间的优异特性,在新构造的颜色空间内完成红外与弱可见光图像的分解、融合与重构。其中,利用 DTCWT 在 PUCS 空间内对

红外、弱可见光图像进行多尺度变换域分解,以提取异源图像各自的显著信息和细节信息;针对低、高频分量设计不同的融合规则,对于低频分量采用基于区域能量自适应加权的策略,对于高频分量使用基于拉普拉斯能量和与梯度值计算混合的规则;最后,通过 DTCWT 逆变换得到融合后的图像。

## 1 相关理论

### 1.1 基于感知的一致性颜色空间

颜色空间是进行颜色信息处理和研究的基础,常用的工作空间有 RGB、HSV、YUV、 $l\alpha\beta$ 、CIELAB 等颜色空间,由于颜色空间大多为非线性空间,所以存在计算复杂、效率低等问题。理想的颜色空间 3 个通道间应互相独立且不存在交叉干扰,色差变化应符合欧式尺度,即当任一分量发生变化时,人眼视觉可察觉变化也是相同的<sup>[12-13]</sup>,即颜色空间的一致性或均匀性,同时可以与 RGB 空间进行逆变换且易于实时处理。本文采用文献[14]提出的基于感知一致性颜色空间,感知一致性空间与 RGB 颜色空间变换步骤如下:

首先,分别将红外与弱可见光图像由 RGB 空间转换至 XYZ 空间:

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \mathbf{M} \begin{bmatrix} R / 255 \\ G / 255 \\ B / 255 \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中:

$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} 0.4125 & 0.3576 & 0.1805 \\ 0.2126 & 0.7152 & 0.0722 \\ 0.0193 & 0.1192 & 0.9505 \end{bmatrix}.$$

继续将图像从 XYZ 空间转至 CIELAB 空间:

$$\begin{cases} L^* = 116 \times f(Y / Y_n) - 16 \\ a^* = 500 \times [f(X / X_n) - f(Y / Y_n)] \\ b^* = 200 \times [f(Y / Y_n) - f(Z / Z_n)] \end{cases} \quad (2)$$

$$f(t) = \begin{cases} t^{1/3} & t > (6 / 29)^3 \\ \frac{1}{3}(\frac{29}{6})^2 t + \frac{4}{29} & \text{else} \end{cases} \quad (3)$$

式(3)中,  $t = X / X_n$ 、 $t = Y / Y_n$  或  $t = Z / Z_n$ ;  $X_n$ 、 $Y_n$ 、 $Z_n$  分别为观察者眼中参考白光对应的三刺激值;  $L^*$ 、 $a^*$ 、 $b^*$  分别为 CIELAB 各分量值。

进行感知一致性颜色空间变换时,使用标准色差公式 CIEDE2000 得到  $\Delta E$ :

$$\Delta E = \sqrt{(\frac{\Delta L'}{K_L S_L})^2 + (\frac{\Delta C'_{ab}}{K_C S_C})^2 + (\frac{\Delta H'_{ab}}{K_H S_H})^2 + R_t (\frac{\Delta C'_{ab}}{K_C S_C}) (\frac{\Delta H'_{ab}}{K_H S_H})} \quad (4)$$

式中:  $\Delta L'$  为明度差;  $\Delta C'_{ab}$  为彩度差;  $\Delta H'_{ab}$  为色相差;

$K_L$ 、 $K_C$ 、 $K_H$ 分别为亮度、彩度、色相的校正系数； $S_L$ 、 $S_C$ 、 $S_H$ 分别为亮度、彩度、色相的权重函数； $R_T$ 为彩度旋转函数。由于所处理的红外与弱可见光图像均为灰度图像，本文仅需对亮度分量进行处理，可将式(4)简化为式(5)：

$$\Delta E = \left| \frac{\Delta L'}{K_L S_L} \right| \quad (5)$$

式中： $K_L$ 为预置参数， $S_L = 1 + \frac{0.015(\bar{L}^* - 50)^2}{\sqrt{20 + (\bar{L}^* - 50)^2}}$ ， $\Delta L' = L_{i-1}^* - L_i^*$ ，最终，获得新的亮度分量  $L_{\text{NEW}}^*$ ：

$$L_{\text{NEW}}^*(L_j^*) = \sum_{i=2}^j \Delta E((L_{i-1}^*, 0, 0)^T, (L_i^*, 0, 0)^T) \quad (6)$$

式中： $j = 2, \dots, K$ ， $L_{\text{NEW}}^*(L_1^*) = 0$ ，并将计算得到的亮度各分量存入到一维查找表内，后续变换域中计算时只需到一维查找表中调出亮度分量即可。

## 1.2 双树复小波变换

英国剑桥大学 Nick Kingsbury 等提出的基于 Q-shift 滤波器组结构的双树复小波变换（dual tree complex wavelet transform, DTCWT）<sup>[15]</sup>。可以解决传统小波变换不具有平移不变性、方向信息有限等不足，且有较高的计算效率和更好的重构效果。图 1 给出了图像的 DTCWT 二层分解示意图，DTCWT 利用二棵离散小波树分别产生相应的小波系数的实部及虚部进行并行运算，由于是扩展到二维，因此共计 4 个分树， $L_{01}$ 、 $L_{0q}$  为对应的低通滤波器， $H_{i1}$ 、 $H_{iq}$  为对应的高通滤波器， $L_{01}$  和  $H_{i1}$ ， $L_{0q}$  和  $H_{iq}$  分别是共轭正

交的滤波器对，与离散小波在二维图像上处理信号的方式相似，DTCWT 首先通过滤波器组先对图像行滤波，然后列滤波，滤波器要求第 1 层 2 棵树之间有 1 个采样点时延，并从第二层起要求树 A 和树 B 滤波器的幅频响应均相等，两棵树滤波器之间要保持相对于各自采样速率的 0.5 个样值间隔，即二分之一采样周期的时延差距，以消除信号间的干扰，通过行、列交替的滤波方式，结合每一层上的低通滤波器和高通滤波器，通过组合可以得到 6 个复数分量 ( $x1a + jx1b$ ,  $x2a + jx2b$ ,  $x3a + jx3b$ ,  $x01a + jx01b$ ,  $x02a + jx02b$ ,  $x03a + jx03b$ )。同时，低频子带图像  $x00$  将继续被分解为下一层的低频和高频部分，并且总体数据冗余度比 (4:1) 并不会随着分解层数的增多而提高，可避免过多的计算开销<sup>[15-16]</sup>。

图 2 为 DTCWT 四层分解下的基函数冲击响应（分别为  $\pm 15^\circ$ 、 $\pm 45^\circ$  以及  $\pm 75^\circ$  三个对称方向）图像，由于 A 树与 B 树分别对图像信号的奇、偶数位置滤波，可以保证 B 树采样点的位置恰好位于 A 树采样点的中间位置，以避免抽样所产生的混叠，通过图 2(a) 与图 2(b) 对比可以看出，两者具有很强的对称性与互补性，相对于传统 DWT 仅有两个方向的细节，不具备平移不变性等缺陷，DTCWT 可以极大地提高图像方向信息的分析能力及稳定性，可使融合图像更好地保留源图像的不同方向上的典型特征，可以极大地提高图像分解与重构的精度的同时，保留图像更多的细节信息。

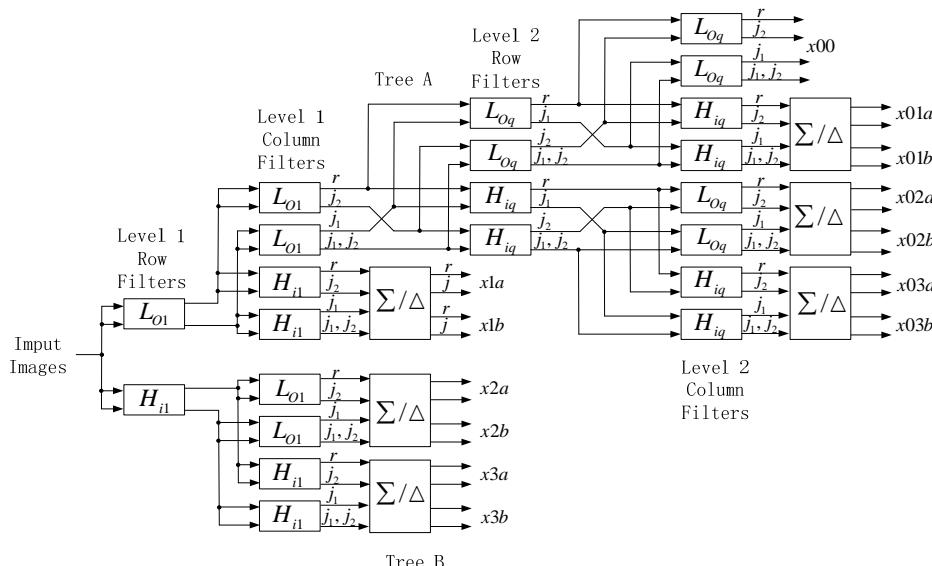


图 1 二层分解下的 DTCWT

Fig.1 Two levels of DTCWT decomposition

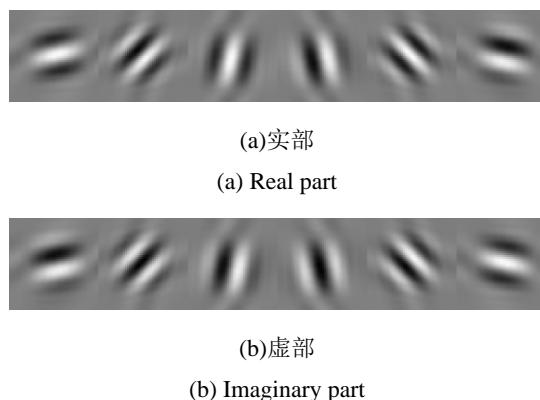


图 2 四层分解下的 DTCWT 基函数冲击响应

Fig.2 DTCWT Basis function real and imaginary part impact response under four-levels decomposition

DTCWT 分解中实部变换小波系数  $W_L^r(k)$  和尺度系数  $C_L^r(k)$  计算如下:

$$W_L^r(k) = 2^{\frac{L}{2}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) s^r(t) (2^L t - k) dt \quad (7)$$

$$C_L^r(k) = 2^{\frac{L}{2}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) h^r(n) (2^L t - k) dt \quad (8)$$

式中:  $f(t)$  为输入信号,  $L$  取值为  $0, 1, 2, \dots, N$ ,  $N$  表示分解的层数, 实部树的尺度函数为  $s^r(t)$ , 实部树的小波函数为  $h^r(n)$ , 同理可得虚部树的小波系数  $W_L^i(k)$  和尺度系数  $C_L^i(k)$ , 从而得到完整的小波系数  $W_L(k)$  和

尺度系数  $C_L(k)$ , 如式(9)、式(10)所示:

$$W_L(k) = W_L^r(k) + jW_L^i(k) \quad (9)$$

$$C_L(k) = C_L^r(k) + jC_L^i(k) \quad (10)$$

DTCWT 重构过程可由式(11)、式(12)获得, 其中,  $\lambda_i$  为尺度选择系数,  $\lambda_i \in [0, \dots, 1]$ :

$$W_L(t) = 2^{\frac{L}{2}} \lambda_i \sum_{n \in Z} [W_L^r(n) s^r(2^L t - k) + W_L^i(n) s^i(2^L t - n)] \quad (11)$$

$$C_L(t) = 2^{\frac{L}{2}} \lambda_{N+1} \sum_{n \in Z} [C_L^r(n) s^r(2^L t - k) + C_L^i(n) s^i(2^L t - n)] \quad (12)$$

最终可得重构后的信号  $f^*(t)$  为:

$$f^*(t) = C_L(t) + \sum_{L=1}^N W_L(t) \quad (13)$$

在二维图像中, 将  $t$  替换为  $(M, N)$  即可得到相应的分解与重构方程, 图 3 为某广场基于 DTCWT 四层分解后的红外与弱可见光夜视图像。

## 2 算法整体融合流程

本文图像融合整体流程如图 4 所示, 其中, 融合算法的具体步骤为:

1) 通过式(1)~(6)将红外与弱可见光图像分别转至感知一致性颜色空间以获得新的亮度分量  $L^*_{\text{NEW}}$ ;



(a) 红外图像 (b) 低频子带 (c) 1 至 4 层细节子带

(a) Infrared image (b) Low frequency sub-band (c) Level 1 to level 4 detail sub-band



(a) 微光图像 (b) 低频子带 (c) 1 至 4 层细节子带  
(a) Low-level visible image (b) Low frequency sub-band (c) Level 1 to level 4 detail sub-band

图 3 基于 DTCWT 分解的红外与弱可见光图像

Fig.3 Infrared and low-level visible light images based on DTCWT decomposition

2) 通过式(7)~(10), 利用基于 Q-shift 滤波器组结构的双树复小波对红外与弱可见光图像进行 DTCWT 分解, 分别获取两者的低频分量与高频分量;

3) 根据高、低频分量的特点, 由式(14)、(15)对低频子带分量系数  $C_{L(s,d)}^{IR}(m,n)$ 、 $C_{L(s,d)}^{VIS}(m,n)$  采用区域能量自适应加权的融合规则以获取融合后的低频系数  $C_{L(s,d)}^F$ ;

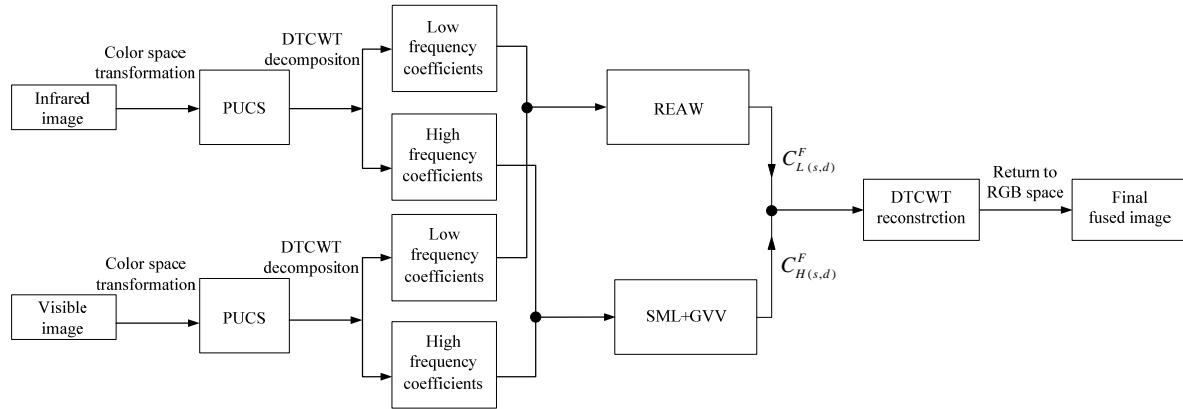


图 4 基于感知一致性颜色空间与 DTCWT 的图像融合框架

Fig.4 Image fusion framework based on perception uniformity color space and DTCWT

## 2.1 低频子带融合规则

低频子带包含了源图像的多数灰度和轮廓信息, 本文提出一种基于区域能量自适应加权 (Region Energy Adaptive Weighted, REAW) 的规则对低频子带分量进行融合。其中,  $C_{L(s,d)}^{IR}(m,n)$ 、 $C_{L(s,d)}^{VIS}(m,n)$  分别表示红外与弱可见光图像的低频系数, 则融合后的低频系数为:

$$C_{L(s,d)}^F = k_1 C_{L(s,d)}^{IR} + k_2 C_{L(s,d)}^{VIS} \quad (14)$$

式中: 权重系数  $k_1 = E_{(s,d)}^{IR} / (E_{(s,d)}^{IR} + E_{(s,d)}^{VIS})$ ,  $k_2 = E_{(s,d)}^{VIS} / (E_{(s,d)}^{IR} + E_{(s,d)}^{VIS})$ ;  $k_1$ 、 $k_2$  的和为 1。 $E_{(s,d)}^i$  为红外与可见光在以点  $(m,n)$  为圆心的局部区域能量<sup>[17]</sup>, 本文局部窗口尺寸取值为  $3 \times 3$ , 窗口系数  $w = \begin{bmatrix} 1/16 & 1/8 & 1/16 \\ 1/8 & 1/4 & 1/8 \\ 1/16 & 1/8 & 1/16 \end{bmatrix}$ , 则局部区域能量计算公式为:

$$E_{(s,d)}^i = \sum_{dm \in M} \sum_{dn \in N} w \times [C_{L(s,d)}^i(m+dm, n+dn)]^2 \quad (15)$$

式中:  $i = IR$  或  $VIS$ ;  $dm$ 、 $dn$  分别为表示局部窗口内像素点相对于中心像素点横、纵方向上的位置偏移, 通过式(15)计算出  $k_1$ 、 $k_2$  系数值, 从而计算出低频融合系数  $C_{L(s,d)}^F$ 。

## 2.2 高频子带融合规则

高频子带一般代表图像的细节, 如边缘、纹理等,

4) 利用(16)~(18)对高频子带分量系数  $C_{H(s,d)}^{IR}(m,n)$ 、 $C_{H(s,d)}^{VIS}(m,n)$  采用改进拉普拉斯能量和的融合规则以获取高频系数  $C_{H(s,d)}^F$ ;

5) 通过式(11)~(13)将步骤 3) 与步骤 4) 中不同尺度融合后的低、高频系数进行 DTCWT 逆变换, 完成融合图像重构, 并将融合后的图像转回至 RGB 颜色空间。

而拉普拉斯能量和 (Sum Modified Laplacian, SML) 是一种表征图像边缘特征的参数, 在一定程度上可以反映图像的清晰程度, SML 的计算依赖于变步长拉普拉斯算子 (Modified Laplacian, ML)。本文提出一种基于拉普拉斯能量和与梯度值向量的规则对不同尺度、方向下的高频子带进行融合。其中,  $C_{H(s,d)}^{IR}(m,n)$ 、 $C_{H(s,d)}^{VIS}(m,n)$  分别表示红外与弱可见光图像在点  $(m, n)$  处的高频系数;  $I_{H(s,d)}^{IR}(m,n)$ 、 $I_{H(s,d)}^{VIS}(m,n)$  分别表示红外与弱可见光图像在点  $(m,n)$  的亮度;  $s$  表示尺度值,  $d$  表示方向值。同样, 局部窗口尺寸取值为  $3 \times 3$ , 则水平和垂直方向 4 个点权值贡献为 1, 4 个对角点权值贡献为 0.7, 则在点  $(m,n)$  处第  $s$  尺度,  $d$  方向的  $ML_{(s,d)}^i$ 、总  $SML_{(s,d)}$  详见式(16)、(17)。

$$ML_{(s,d)}^i = |2C_{H(s,d)}^i(m,n) - C_{H(s,d)}^i(m-1,n) - C_{H(s,d)}^i(m+1,n)| + |2C_{H(s,d)}^i(m,n) - C_{H(s,d)}^i(m,n-1) - C_{H(s,d)}^i(m,n+1)| + |1.4C_{H(s,d)}^i(m,n) - 0.7C_{H(s,d)}^i(m-1,n-1) - 0.7C_{H(s,d)}^i(m+1,n+1)| + |1.4C_{H(s,d)}^i(m,n) - 0.7C_{H(s,d)}^i(m+1,n-1) - 0.7C_{H(s,d)}^i(m-1,n+1)| \quad (16)$$

$$SML_{(s,d)}^i = \sum_{m=0}^M \sum_{n=0}^N [ML_{(s,d)}^i]^2 \quad (17)$$

SML 值越大反映出该点的细节信息越丰富, 同时该点的梯度值越大则表明该点极有可能为边缘轮廓, 因此本文在计算出  $SML_{(s,d)}$  后, 引入梯度值  $C_{H(s,d)}^i$ , 对

$$C_{H(s,d)}^F = \begin{cases} C_{H(s,d)}^{IR}(m,n), & C_{H(s,d)}^{IR} \geq C_{H(s,d)}^{VIS} \text{ and } SML_{(s,d)}^{IR} \geq SML_{(s,d)}^{VIS} \\ C_{H(s,d)}^{VIS}(m,n), & C_{H(s,d)}^{IR} < C_{H(s,d)}^{VIS} \text{ and } SML_{(s,d)}^{IR} < SML_{(s,d)}^{VIS} \\ C_{(s,d)}^F = k(m,n)C_{H(s,d)}^{IR}(m,n) + [1 - k(m,n)]^2 C_{H(s,d)}^{VIS}(m,n), & \text{else} \end{cases} \quad (18)$$

$$k(m,n) = \left| \frac{G_{H(s,d)}^{IR} \times SML_{H(s,d)}^{IR}}{G_{H(s,d)}^{IR} \times SML_{H(s,d)}^{IR} + G_{H(s,d)}^{VIS} \times SML_{H(s,d)}^{VIS}} \right| \quad (19)$$

$$G_{H(s,d)}^i = \sqrt{\nabla x I_{H(s,d)}^i(m,n)^2 + \nabla y I_{H(s,d)}^i(m,n)^2} \quad (20)$$

式(20)中:  $\nabla x$  与  $\nabla y$  分别表示像素  $I_{H(s,d)}^i$  在横纵两个方向上的一阶差分, 则图像边缘轮廓细节的融合系数采用式(18)中前 2 行, 图像的纹理信息的融合系数采用式(18)中第 3 行。最后, 将融合后的低、高频系数  $C_{L(s,d)}^F$  与  $C_{H(s,d)}^F$  通过 DTCWT 及颜色空间逆变换, 完成融合图像重构。

### 3 实验结果与分析

为了验证本文算法的有效性和准确性, 将本文

不同的高频子带采用不同的策略以提升高频子带的融合精度<sup>[18]</sup>, 则融合后的高频系数如式(18)所示, 其中,  $k(m,n)$  计算方法见式(19)。

算法与 Weighted Least Square (WLS)<sup>[19]</sup>, Infrared Feature Extraction and Visual Information Preservation (IFEVIP)<sup>[20]</sup>, Mis-registration (MISREG)<sup>[21]</sup>共 4 种方法进行比较分析, 各方法的参数设置与原文献中保持一致。本文运行环境为: Windows10 操作系统, Intel i5-0400, 16G 内存, CPU 主频 3.8GHz; 实验仿真采用 Matlab 2016a 平台, 所有图像尺寸为  $768 \times 576$ , 其中 DTCWT 分解层数为 4 层, 每层高频子带分解方向为  $\pm 15^\circ$ 、 $\pm 45^\circ$  以及  $\pm 75^\circ$  共 6 个方向, Q-shift 滤波器组长度为 18, 对应的滤波器组详见表 1, 低频子带通过基于区域能量自适应加权的方法进行融合, 高频子带利用基于拉普拉斯和与梯度值向量的方法进行融合。分别通过主观视觉与客观指标两种评价方法对融合结果进行比较分析。

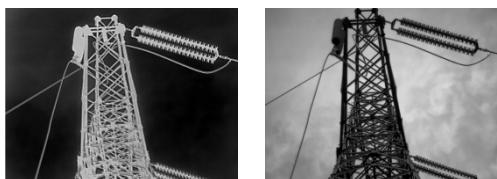
表 1 Q-shift 滤波器组

Table 1 Q-shift filter banks

Tree A				Tree B			
Real part filters		Imaginary part filters		Real part filters		Imaginary part filters	
$L_{01}$	$H_{11}$	$L_{01}$	$H_{11}$	$L_{0q}$	$H_{iq}$	$L_{0q}$	$H_{iq}$
-0.0023	0.0024	0.0024	0.0023	0.0024	0.0023	-0.0023	0.0024
0.0012	-0.0013	0.0013	0.0012	0.0013	0.0012	0.0012	-0.0013
-0.0118	-0.0026	-0.0026	0.0118	-0.0026	0.0118	-0.0118	-0.0026
0.0013	0.0066	-0.0066	0.0013	-0.0066	0.0013	0.0013	0.0066
0.0444	0.0315	0.0315	-0.0444	0.0315	-0.0444	0.0444	0.0315
-0.0533	-0.0182	0.0182	-0.0533	0.0182	-0.0533	-0.0533	-0.0182
-0.1133	-0.1202	-0.1202	0.1133	-0.1202	0.1133	-0.1133	-0.1202
0.2809	-0.0246	0.0246	0.2809	0.0246	0.2809	0.2809	-0.0246
0.7528	0.5658	0.5658	-0.7528	0.5658	-0.7528	0.7528	0.5658
0.5658	-0.7528	0.7528	0.5658	0.7528	0.5658	0.5658	-0.7528
0.0246	0.2809	0.2809	-0.0246	0.2809	-0.0246	0.0246	0.2809
-0.1202	0.1133	-0.1133	-0.1202	-0.1133	-0.1202	-0.1202	0.1133
0.0182	-0.0533	-0.0533	-0.0182	-0.0533	-0.0182	0.0182	-0.0533
0.0315	-0.0444	0.0444	0.0315	0.0444	0.0315	0.0315	-0.0444
-0.0066	0.0013	0.0013	0.0066	0.0013	0.0066	-0.0066	0.00134
-0.0026	0.0118	-0.0118	-0.0026	-0.0118	-0.0026	-0.0026	0.0118
0.0013	0.0012	0.0012	-0.0013	0.0012	-0.0013	0.0013	0.0012

### 3.1 主观视觉评价分析

源图像均选自不同室外环境，考虑到篇幅原因，本文仅列举4种同一场景的红外与弱可见光图像以验证算法的适用性。图5(a)中场景一为野外输电线路塔(背景单一，目标单一)；图5(b)中场景二为树丛中隐藏的人(背景复杂，目标单一)；图5(c)中场景三为广场中的人群(背景较单一，目标复杂)；图5(d)中场景四为岸边游船(背景复杂，目标复杂)<sup>[22]</sup>。场景



(a) 场景一  
(a) Scene 1



(c) 场景三  
(c) Scene 3

一、四为黄昏条件下拍摄，场景二、三为夜晚条件下拍摄。每组场景中的左侧为红外图像，具有明显的目标信息；右侧对应为弱可见光图像，具有丰富的细节信息。不同场景源图像具有不同的清晰度、对比度、目标强度以及拍摄时刻。

不同场景中运用不同算法的具体对比实验结果如图6(a)~(b)所示，其中每行由左至右所对应的算法分别为：本文算法、WLS、IFEVIP、MISREG。



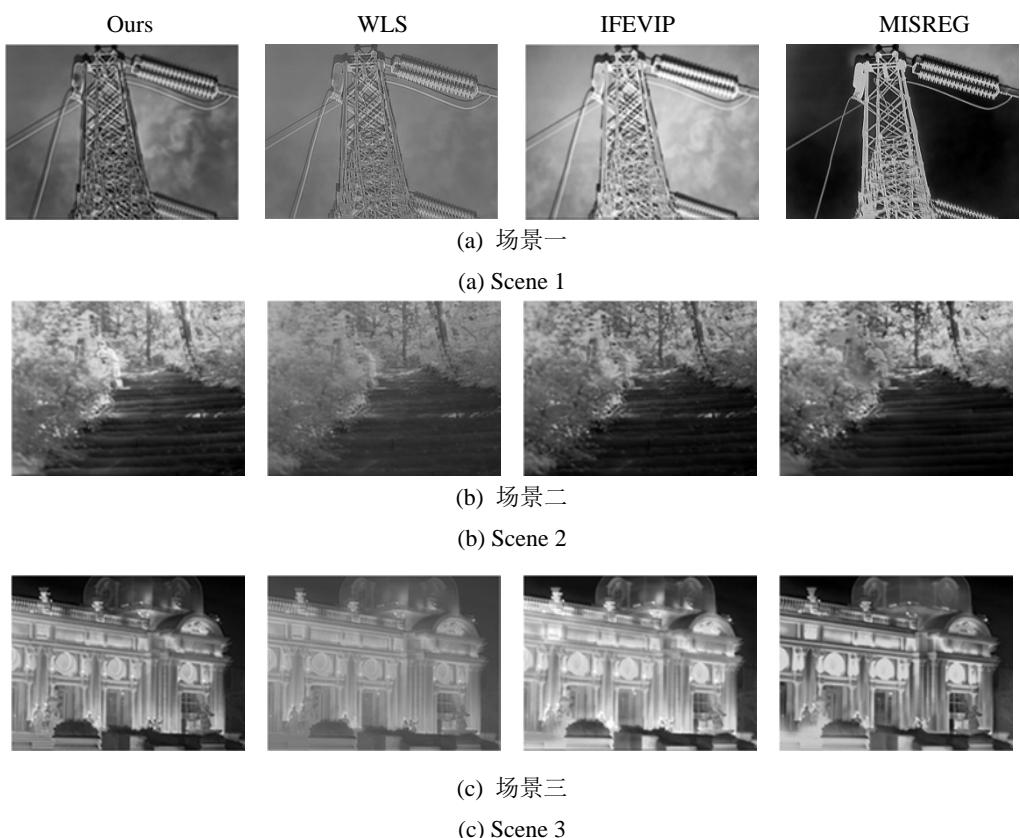
(b) 场景二  
(b) Scene 2



(d) 场景四  
(d) Scene 4

图5 不同场景下的源红外与弱可见光图像

Fig.5 Original infrared and low-level visible light images under different scenes



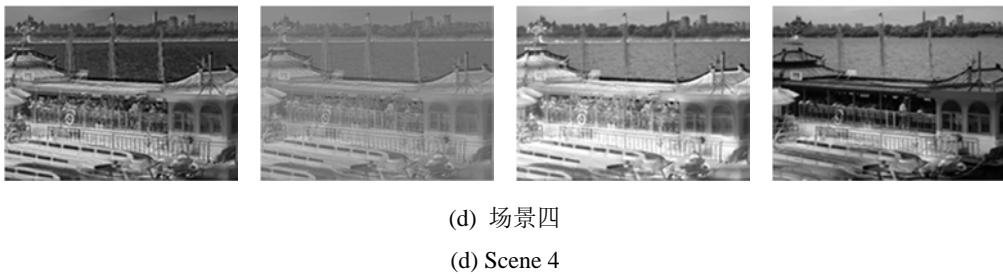


图 6 不同场景下各种算法的融合结果

Fig.6 Comparison of experimental results of different fusion algorithms under different scenes

通过视觉观察可以发现, 图 6(a)中, IFEVIP 法的整体亮度偏高, 不适于观察; MISREG 算法中丢失了背景天空云朵纹理信息, 右上角受到噪声干扰较大; WLS 方法存在目标不够突出, 对比度偏低、目标湮没于背景中的问题。本文方法对框中所示区域中的背景云朵纹理细节信息有较好的展示, 目标输电线路塔的热信息与纹理清晰、突出, 信息量丰富。

图 6(b)中, IFEVIP 方法整体亮度偏暗, 目标亮度偏暗, 树叶纹理信息相对粗糙; MISREG 法较好地体现了红外人物热目标信息, 但丢失了右侧楼梯框中所示区域的夜光投影信息, 并且左侧树丛细节信息被平滑, 纹理不清晰; WLS 方法目标与背景对比度低, 背景中树丛与楼梯部分区域模糊。本文算法红外人物热目标突出, 背景树丛及阶梯细节清晰, 有利于人员观察分析。

图 6(c)中, IFEVIP 法整体对比度低, 过度平滑导致建筑的边缘模糊, 很多小尺度细节受到抑制; MISREG 法对框中灯光区域存在过渡曝光, 丢失了可见光图像环形区域中内外边缘细节; WLS 法整体亮度、对比度偏低, 背景偏暗, 尤其是目标人物不够突出。本文方法融合细节结果更加清晰, 对建筑的凸凹线条及其上面的灯光照明等小细节保留较好, 图像对比度适宜。

图 6(d)中, IFEVIP 法整体亮度尤其是船体亮度较高, 热目标与船体对比度低, 细节丢失, 融合图像右侧船头处平滑过大导致纹理不清晰, 船体顶部存在伪影; WLS 法对比度最低, 无法区分出船上的热目标信息, 对目标的进一步分析带来困难; WLS 法整体亮度偏暗, 热目标与船体几乎混淆, 如船上悬挂的救生圈无法清晰显示。本文算法整体对比度适宜, 对纹理、边缘的细节刻画较好。

### 3.2 客观指标评价分析

由于主观视觉的定性评价结果有时候易受到视力水平、精神状况、疲惫程度、设备显示等因素的干扰<sup>[23]</sup>, 为了更加客观地比较各个融合结果的有效性, 本文引入 8 类典型的客观指标评价对融合结果进行定

量评估, 分别为: 均方根误差 (Root Mean Square Error, RMSE)、百分比拟合误差 (Percentage Fitting Error, PFE)、平均绝对误差 (Mean Absolute Error, MAE)、相关系数 (Correlation Coefficient, CORR)、信噪比 (Signal to Noise Ratio, SNR)、峰值信噪比 (Peak Signal to Noise Ratio, PSNR)、互信息 (Mutual Information, MI)、结构相似性 (Structural Similarity, SSIM)。

现仅列举其中几项指标予以详细说明:

1) CORR 相关系数反映出图像的失真度, 正常情况下值越大, 图像融合质量越好, 与源图像相关性大, 其定义如下:

$$\text{CORR}(X, Y) = \frac{\sigma_{xy}}{\sqrt{\sigma_x \sigma_y}} \quad (21)$$

式中:  $\sigma_x$ 、 $\sigma_y$  分别表示源图像和融合图像的方差;  $\sigma_{xy}$  表示源图像和融合图像的协方差。

2) PSNR 为图像信噪比变化平均统计, 用来衡量图像失真程度, PSNR 值越大, 图像质量越好, 其定义如下:

$$\text{PSNR} = 10 \lg \frac{(\text{Max\_sig})}{\text{MSE}} \quad (22)$$

$$\text{MSE} = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (f(i, j) - f_0(i, j))^2 \quad (23)$$

式中: Max\_sig 为信号极大值; MSE 为均方误差;  $M \times N$  为图像尺寸;  $f(i, j)$  为源图像;  $f_0(i, j)$  为融合图像。

3) SSIM 分别从亮度、对比度、结构 3 方面衡量图像相似性, SSIM 越大表示图像失真越小, 其定义如下:

$$\text{SSIM}(X, Y) = l(X, Y) * c(X, Y) * s(X, Y) \quad (24)$$

$$\text{式中: } l(X, Y) = \frac{2\mu_x \mu_y + C_1}{\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1},$$

$$c(X, Y) = \frac{2\sigma_x \sigma_y + C_2}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2}, \quad s(X, Y) = \frac{\sigma_{xy} + C_3}{\sigma_x \sigma_y + C_3}.$$

式中:  $\mu_x$ 、 $\mu_y$  分别表示标准图像和融合图像的均值;  $C_1$ 、 $C_2$ 、 $C_3$  均为常数, 其取值范围为 0 至 1。

为了更形象地体现各算法所对应的客观指标, 将指标值进行量化。图 7 为在不同场景下验证本文算法、

WLS、IFEVIP 与 MISREG 方法得到归一化的客观评价指标柱状图, 其中, RMSE、PFE、MAE 越小越好, 其余 5 项指标越大融合效果越好。可以明显地观察到本文算法的融合效果在 8 类客观评价指标中均得到了较好的体现。

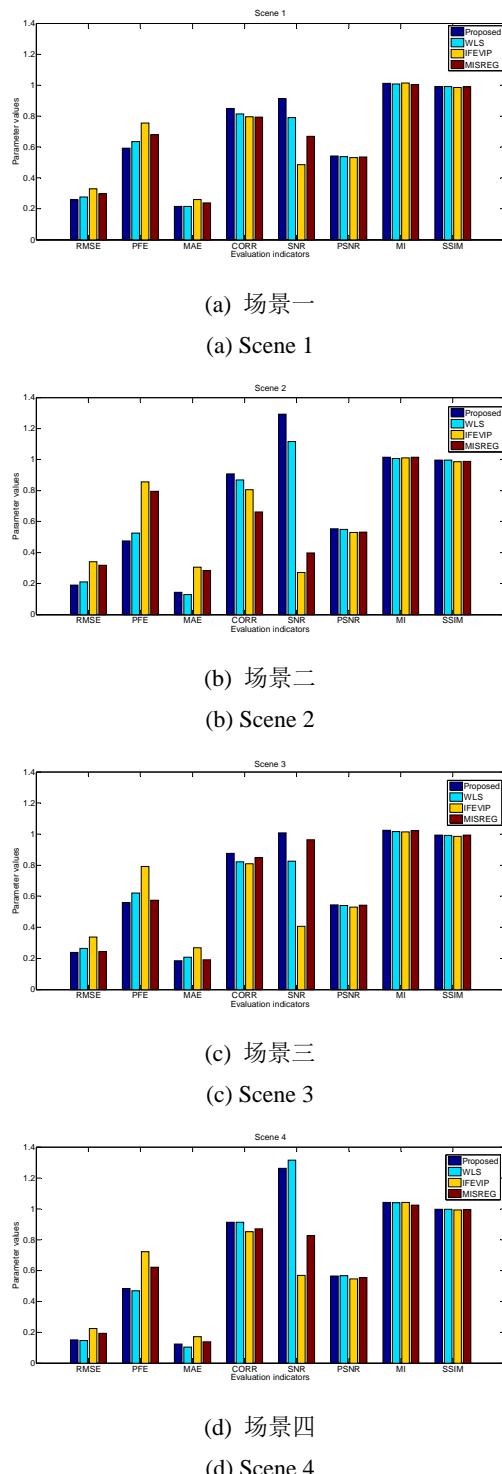


图 7 不同场景下融合结果客观评价指标

Fig.7 Objective evaluation indicators of fusion results under different scenes

表 2 给出了图 7 中不同融合算法在不同场景下的

8 类客观评价指标的总体融合质量排序 (取不同场景客观指标平均值), 虽然在个别参数指标 (MAE) 未取得最优值, 但差距很小, 可以看出本文所提的方法的客观指标总体上优于其他 3 种方法, 证明本文所提方法可以获得更丰富的细节信息, 具有更好的抗噪能力, 从源图像继承更多的有用信息, 适应于不同场景的图像融合。另外, 倒数第二行为不同观测对象 (样本数为 30 人) 对不同方法融合质量的主观评价均值, 视觉效果整体上与客观指标相符, 最后一行显示本文算法执行时间较短, 满足实时性要求, 也可证明本文所提方法的优越性。

表 2 融合质量客观指标总体评价

Table 2 Overall objective evaluation indicators of different fusion methods

Evaluation indicators	Fusion algorithms			
	Ours	WLS	IFE VIP	MIS REG
RMSE	1	2	4	3
PFE	1	2	4	3
MAE	2	1	4	3
CORR	1	2	4	3
SNR	1	2	4	3
PSNR	1	2	4	3
MI	1	4	2	3
SSIM	1	2	4	3
Objective general evaluation				
Subjective general evaluation				
Execution time(s)				
	2.1621	6.213	0.527	8.267

#### 4 总结

本文提出一种基于 PUCS 和 DTCWT 的红外与弱可见光图像融合算法。首先将两种异源图像从 RGB 空间转换到感知一致性空间获取新的亮度分量, 以获得亮度信息与人眼的视觉特性更一致的图像, 并将其作为后续 DTCWT 的输入。通过基于区域能量自适应加权规则融合低频子带, 利用拉普拉斯能量和与梯度值向量的规则融合高频子带。为验证本文算法的有效性, 选择在不同清晰度、对比度、目标强度以及拍摄时刻的红外与弱可见光图像对所提算法及其他 3 种典

型算法进行主、客观评价。实验分析表明, 本文融合算法相较于 WLS, IFEVIP, MISREG 方法而言, 更适用于不同场景的红外与弱可见光融合, 保留了更多的目标、纹理和边缘信息, 目标突出且背景信息丰富, 可以取得更好的视觉效果, 有利于后续进一步识别、分析和处理。同时在 8 种客观评价指标上也取得了较好的结果, 主客观评价基本一致。在时间消耗上, 本文方法运行时间适中, 在保证较高融合质量的前提下, 也可满足实时性要求。

## 参考文献:

- [1] 苏金凤, 张贵仓, 汪凯. 结合 RPCA 和 NSCT 的红外与可见光图像的压缩融合[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(4): 04105.  
SU Jinfeng, ZHANG Guicang, WANG Kai. Infrared and visible image compressed fusion combining RPCA and NSCT[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(4): 04105.
- [2] 刘明君, 董增寿. 基于多特征的红外与可见光图像融合[J]. 激光杂志, 2019, 40(10): 81-85.  
LIU Mingjun, DONG Zengshou. Infrared and visible light image fusion based on multiple features[J]. *Laser Journal*, 2019, 40(10): 81-85.
- [3] 袁金楼, 吴谨, 刘劲. 基于 NSCT 与 DWT 的压缩感知图像融合[J]. 红外技术, 2015, 37(11): 176-182.  
YUAN Jinlou, WU Jin, LIU Jin. Image fusion based on compressed sensing of NSCT and DWT[J]. *Infrared Technology*, 2015, 37(11): 176-182.
- [4] 邓秋菊, 王宁. 非下采样轮廓波变换的红外与可见光图像融合[J]. 激光杂志, 2020, 41(4): 92-95.  
DENG Qiuju, WANG Ning. Infrared and visible image fusion of non-down sampling wheel corridor wave transform[J]. *Laser Journal*, 2020, 41(4): 92-95.
- [5] 肖中杰. 基于 NSCT 红外与可见光融合算法优化研究[J]. 红外技术, 2017, 39(12): 1127-1130.  
XIAO Zhongjie. Improved infrared and visible light image fusion algorithm based on NSCT[J]. *Infrared Technology*, 2017, 39(12): 1127-1130.
- [6] 杨晟炜, 张志华, 孔玲君, 等. 基于 NSST 与 IHS 的红外与彩色可见光图像融合[J]. 包装工程, 2019, 40(11): 194-201.  
YANG Shengwei, ZHANG Zhihua, KONG Lingjun, et al. Fusion of infrared and color visible images based on NSST and IHS[J]. *Packaging Engineering*, 2019, 40(11): 194-201.
- [7] 王志社, 杨风暴, 彭智浩. 基于 NSST 和稀疏表示的多源异类图像融合方法[J]. 红外技术, 2015, 37(3): 210-217.  
WANG Zhishe, YANG Fengbao, PENG Zhihao. Multisource heterogeneous image fusion based on NSST and sparse representation[J]. *Infrared Technology*, 2015, 37(3): 210-217.
- [8] 叶华, 朱明早, 王日兴. 红外和可见光图像互补融合的运动目标检测方法[J]. 红外技术, 2015, 37(8): 648-654.  
YE Hua, ZHU Minghan, WANG Rixing. Fusion of complementary information from infrared and visual images for moving object detection[J]. *Infrared Technology*, 2015, 37(8): 648-654.
- [9] 赵春晖, 马丽娟, 邵国锋. 采用 WA-WBA 与改进 INSCT 的图像融合算法[J]. 电子与信息学报, 2014, 36(2): 304-311.  
ZHAO Chunhui, MA Lijuan, SHAO Guofeng. An image fusion algorithm based on WA-WBA and improved non-subsampled contourlet transform [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2014, 36(2): 304-311.
- [10] 杜进楷, 陈世国. 基于双树复小波变换的自适应 PCNN 图像融合算法[J]. 红外技术, 2018, 40(10): 1002-1007.  
DU Jinkai, CHEN Shiguo. Adaptive PCNN image fusion algorithm based on double tree complex wavelet transform[J]. *Infrared Technology*, 2018, 40(10): 1002-1007.
- [11] 王聪, 钱晨, 孙伟, 等. 基于 SCM 和 CST 的红外与可见光图像融合算法[J]. 红外技术, 2016, 38(5): 396-402.  
WANG Cong, QIAN Chen, SUN Wei, et al. Infrared and visible images fusion based on SCM and CST[J]. *Infrared Technology*, 2016, 38(5): 396-402.
- [12] 钱小燕, 张天慈, 王帮峰, 等. 局部颜色映射的彩色夜视算法[J]. 中国图象图形学报, 2012, 17(5): 689-693.  
QIAN Xiaoyan, ZHANG Tianci, WANG Bangfeng, et al. Color night vision algorithm based on local color mapping[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2012, 17(5): 689-693.
- [13] Philipp Urban, Mitchell R. Rosen, ROY S. Berns. Embedding non-euclidean color spaces into euclidean color spaces with minimal isometric disagreement[J]. *J. Opt. Soc. Am. A*, 2007, 24(6): 1516-1528.
- [14] Ingmar Lissner, Philipp Urban. Toward a unified color space for perception-based image processing[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 21(3): 1153-1168.
- [15] Nick Kingsbury. Image processing with complex wavelets[J]. *Philosophical Transactions of Royal Society of London A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 1999, 357(1760): 2543-2560.
- [16] 朱攀, 刘泽阳, 黄战华. 基于 DTCWT 和稀疏表示的红外偏振与光强图像融合[J]. 光子学报, 2017, 46(12): 1210002-1-1210002-9.  
ZHU Pan, LIU Zeyang, HUANG Zhanhua. Infrared polarization and intensity image fusion based on dual-tree complex wavelet transform and space representation[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2017, 46(12): 1210002-1-1210002-9.
- [17] 沈瑜, 陈小朋, 杨倩. 多方向 Laplacian 能量和与 tetrolet 变换的图像融合[J]. 中国图象图形学报, 2020, 25(4): 0721-0731.  
SHEN Yu, CHEN Xiaopeng, YANG Qian. Image fusion of multidirectional sum modified Laplacian and Tetrolet transform [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2020, 25(4): 0721-0731.
- [18] 方静, 罗高鹏. 改进快速 NSST 的热烟羽红外与可见光图像融合[J]. 激光与红外, 2017, 47(7): 914-920.  
FANG Jing, LUO Gaopeng. Infrared and visible images fusion of thermal plume based on rapid non-subsampled shearlet transform [J]. *Laser & Infrared*, 2017, 47(7): 914-920.
- [19] MA J, ZHOU Z, WANG B, et al. Infrared and visible image fusion based on visual saliency map and weighted least square optimization[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2017, 82: 8-17.
- [20] ZHANG Yu, ZHANG Lijia, BAI Xiangzhi, et al. Infrared and visual Image fusion through infrared feature extraction and visual information preservation[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2017, 83: 227-237.
- [21] ZHOU Zhiqiang, LI Sun, WANG Bo. Multi-scale weighted gradient-based fusion for multi-focus image[J]. *Information Fusion*, 2014, 20: 60-72.
- [22] 董安勇, 苏斌, 赵文博, 等. 基于卷积稀疏表示的红外与可见光图像融合[J]. 激光与红外, 2018, 48(12): 1547-1553.  
DONG Anyong, SU Bin, ZHAO Wenbo. Infrared and visible image fusion based on convolution sparse representation [J]. *Laser & Infrared*, 2018, 48(12): 1547-1553.
- [23] 周晨旭, 黄福珍. 基于 BLMD 和 NSDFB 算法的红外与可见光图像融合方法[J]. 红外技术, 2019, 41(2): 176-182.  
ZHOU Chenxu, HUANG Fuzhen. Infrared and visible image fusion based on BLMD and NSDFB[J]. *Infrared Technology*, 2019, 41(2): 176-182.