

# 基于复合分解与直觉模糊集的红外与可见光图像融合方法

朱亚辉<sup>1</sup>, 高邈<sup>2</sup>

(1.陕西学前师范学院 数学与统计学院, 陕西 西安 710100; 2.西北工业大学 计算机学院, 陕西 西安 710072)

**摘要:**针对传统的基于多尺度变换的红外与可见光图像融合算法的不足,提出一种基于复合分解与直觉模糊集的红外与可见光图像融合方法。采用 NSCT 将源图像分解为低频子带和高频子带,进一步采用潜在低秩表示模型将低频子带分解为低频基础子带和低频显著子带;针对低频基础子带、低频显著子带和高频子带的特征,采用不同的融合规则,其中,低频基础子带以视觉显著度为权重系数采用加权求和作为融合规则,低频显著子带以绝对值最大为融合规则,高频子带以直觉模糊熵最大选择为融合规则;通过 NSCT 逆变换得到红外与可见光融合图像。通过对比多组融合图像主、客观评价结果表明,该方法能有效保留边缘信息,保留较多的源图像信息,在视觉质量和客观评价方法优于其他图像融合方法。

**关键词:**图像融合;非下采样轮廓波变换;潜在低秩表示;直觉模糊集

**中图分类号:**TP391      **文献标志码:**A      **文章编号:**1000-2758(2021)04-0930-07

红外与可见光图像融合技术在军事和民用领域中占有重要地位,如目标检测、监控和情报收集等。其中,可见光图像含有丰富的细节和纹理信息,但易受光线和天气等因素的影响,难以捕捉到场景内的所有信息;红外图像是经红外成像传感器获得的图像,易丢失许多空间细节信息,视觉感受不自然。红外与可见光图像融合的目的是充分利用红外图像和可见光图像的优势,生成1幅含有丰富细节背景和热目标的高质量图像,便于计算机视觉任务<sup>[1]</sup>。

由于成像机理的不同,同一空间位置的红外和可见光图像的像素强度往往差异很大,为了得到具有良好视觉感知的融合结果,引入多尺度变换(multi-scale transformation, MST)。常用的MST方法包括:Curvelet、Contourlet、DTCWT等,虽然这些方法能将图像分解为低频子带和高频子带,但它们不具有平移不变性,容易造成伪Gibbs现象。非下采样contourlet(non-subsampled contourlet transform, NSCT)的变换过程包括非下采样结构滤波和非下采

样方向滤波,且它们相互独立,这样能更好地保持图像的边缘信息和轮廓结构,增强图像的平移不变性。因此,许多学者将NSCT变换应用到红外与可见光图像融合中,取得了较好的融合效果<sup>[2-5]</sup>。例如,Wu等<sup>[2]</sup>充分利用了NSCT灵活的多分辨率和多向性,以及PCNN的全局耦合和脉冲同步激励特性,有效地将红外图像的特征与可见光图像的纹理细节相结合;Wang等<sup>[3]</sup>从NSCT分解的近似子带中提取亮/暗图像特征,将提取的亮图像特征和暗图像特征与基于不同尺度局部能量图的最大选择规则进行融合。Zhao等<sup>[4]</sup>通过灰度能量差异性提取红外图像中的目标特征,再应用NSCT对红外图像和可见光图像进行高低频的分解,将灰度能量差异图作为融合权重对红外图像和可见光图像的低频部分进行融合,对于高频部分采用加权方差的规则进行融合;Zhang等<sup>[5]</sup>采用NSCT将源图像分解为低频子带和高频子带,分别采用能量和与直觉模糊熵作为低频子带和高频子带的融合规则。

收稿日期:2020-12-08

基金项目:陕西省教育厅科学研究计划项目(20JK0585)资助

作者简介:朱亚辉(1981—),女,陕西学前师范学院讲师,主要从事图像处理、决策分析研究。

通信作者:高邈(1969—),女,西北工业大学副教授,主要从事网络安全、数据处理研究。e-mail:284239257@qq.com

虽然 NSCT 变换增强了图像的平移不变性,但在融合过程中未考虑空间一致性,容易引起亮度失真。随着机器学习的发展,稀疏表示具有良好的去噪能力和空间一致性等特征,因此基于稀疏表示的图像融合方法已成为主流方法之一。其中,潜在低秩表示(latent low-rank representation, LatLRR) 具有较好的空间一致性,已有学者将其应用到红外与可见光图像融合中,并取得较好的融合结果<sup>[6-8]</sup>。

通过上述分析可知,NSCT 变换能较好地保留了图像的边缘信息和轮廓结构,LatLRR 方法能更好地平滑图像纹理信息。因此,本文综合 NSCT 和 LatLRR 的优势,提出了基于复合分解与直觉模糊集的红外与可见光图像融合方法。实验结果表明,本文融合方法在主、客观评价中都有较好的性能。

## 1 相关理论

### 1.1 图像 NSCT 分解

NSCT 是由非下采样方向滤波器组(NSDFB)和非下采样塔式结构滤波器组(NSP)组成的,图 1 给出了 NSCT 变换的结构图。

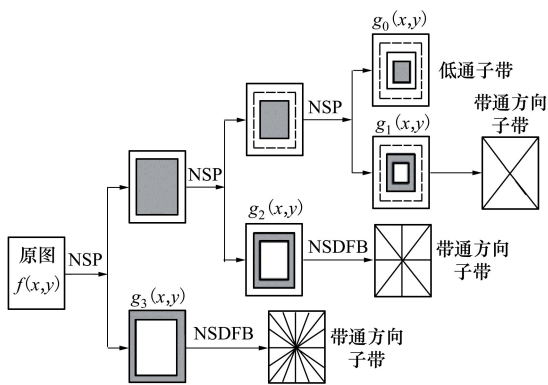


图 1 NSCT 变换三级分解结构图

### 1.2 潜在低秩表示方法

LatLRR 方法<sup>[9-10]</sup>具有较好的空间一致性,能有效提取原始数据中的全局结构和局部结构。它将图像分解为基础子带与显著子带,其表达式为

$$X = BX + DX + N$$

式中:  $X$  是输入图像;  $B$  是基础系数;  $D$  是显著系数;  $XB, DX$  分别表示基础子带和显著子带;  $N$  表示稀疏噪声。

将 LatLRR 问题进行最优化求解,其表达式为

$$\min \|B\|_* + \|D\|_* + \alpha \|N\|_1$$

$$\text{s.t. } X = BX + DX + N$$

式中:  $\|\cdot\|_*$  表示核范数;  $\|\cdot\|_1$  表示  $l_1$  范数;  $\alpha > 0$  表示平衡系数。为便于分析,令基础子带  $B = BX$ ,显著子带  $D = DX$ 。

## 2 融合方法及融合规则

设红外图像  $I$  与可见光图像  $V$  融合后的图像为  $F$ ,图 2 给出了本文融合算法。

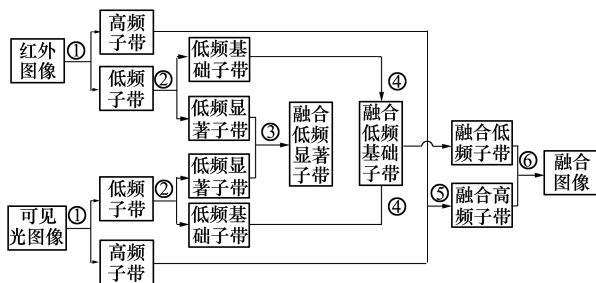


图 2 本文融合方法的流程图

其中,①表示 NSCT 分解方法;②表示 LatLRR 方法;③表示绝对值最大运算;④表示以视觉显著度为权重的加权融合规则;⑤表示基于局部梯度幅值和拉普拉斯能量和的直觉模糊数,并以直觉模糊熵的最大选择为融合规则;⑥表示 NSCT 的逆运算。

### 2.1 低频子带的融合规则

低频子带包含了大量的图像基本信息,通过分解低频子带挖掘更多的有用信息,能有效进行低频子带融合。本文通过 LatLRR 方法提取低频子带的基础信息和显著信息。图 3 是“Camp”红外低频图像的 LatLRR 分解示意图,其中  $\lambda = 0.8$ 。

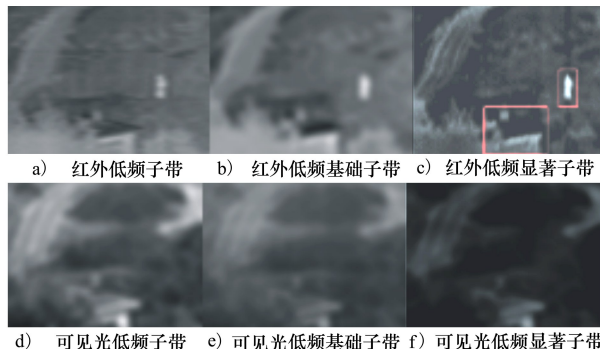


图 3 低频图层的 LatLRR 分解图示

由图 3 可以看出:采用 LatLRR 方法将低频子带

分解为低频基础子带和低频显著子带,挖掘更多子带信息,其不足之处在于红外目标不显著。

视觉显著图(visual saliency map, VSM)<sup>[11]</sup>不仅能够捕捉显著性目标、突出显著性区域,而且能够忽略噪声。因此,计算低频显著子带的视觉显著图,即

$$V(\bar{D}(i,j)) = \sum_{\phi=0}^{S-1} C_{\phi} | \bar{D}(i,j) - \phi | \quad (1)$$

式中:  $V(\bar{D}(i,j))$  为低频显著子带  $\bar{D}(i,j)$  的视觉显著图;  $S$  为灰度级数;  $\phi$  为像素强度;  $C_{\phi}$  为  $\phi$  的像素个数。图4为红外与可见光低频显著子带及相应的视觉显著图。

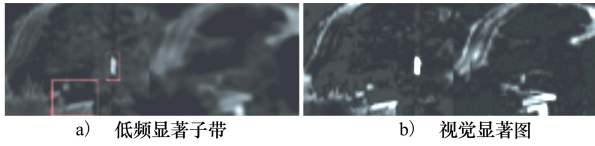


图4 低频显著子带和视觉显著图

由图4可以看出,经  $V$  获得的视觉显著图特征提取效果更好,红外目标更加突出。

融合图像的低频子带  $L_F$  融合公式为

$$L_F = \underbrace{w\bar{B}_I + (1-w)\bar{B}_V}_{\text{低频基础子带融合}} + \underbrace{\max(\bar{D}_I, \bar{D}_V)}_{\text{低频显著子带融合}}$$

式中,  $\bar{B}_I, \bar{D}_I (i=I, V)$  分别为低频基础子带和低频显著子带,权重  $w = 0.5 + 0.5(V(\bar{D}_I) - V(\bar{D}_V))$ ,  $I, V$  分别表示红外源图像和可见光源图像。

## 2.2 高频子带融合规则

直觉模糊集(intuitionistic fuzzy set, IFS)可以表示“非此非彼”的中立状态,在刻画事物的模糊性时更准确。如何确定融合区域隶属于红外区域还是可见光区域显然是一个模糊问题。因此,许多学者将直觉模糊集应用到图像融合方法中,并取得了较好的融合效果<sup>[5,12-14]</sup>。但这些融合方法均是通过图像灰度值定义隶属度,而高频子带主要描述源图像的结构信息和纹理信息。

因此,结合局部梯度幅值  $E_n$  和拉普拉斯能量和  $E_m$ ,本文定义高频子带的隶属度  $\mu$ 、非隶属度  $v_{\text{IFS}}$  和犹豫度  $\pi_{\text{IFS}}$  分别为

$$\begin{aligned} \mu &= 1 - (1 - \mu(i,j))^{\lambda}, \lambda > 0 \\ v_{\text{IFS}} &= (1 - \mu(i,j))^{\lambda(\lambda+1)}, \lambda > 0 \\ \pi_{\text{IFS}} &= 1 - \mu(i,j) - v(i,j) \end{aligned}$$

式中

$$\mu(i,j) = \frac{\eta(i,j) - \min_i \min_j \{\eta(i,j)\}}{\max_i \max_j \{\eta(i,j)\} - \min_i \min_j \{\eta(i,j)\}}$$

$$\eta(i,j) = E_m(i,j) + E_n(i,j)$$

$$E_m(i,j) = \frac{1}{mn} \sum_{p=-m}^m \sum_{q=-n}^n [L(i+p, j+q)]$$

这里

$$\begin{aligned} L(i,j) &= |2\mathbf{H}(i,j) - \mathbf{H}(i-1,j) - \mathbf{H}(i+1,j)| + \\ &|2\mathbf{H}(i,j) - \mathbf{H}(i,j-1) - \mathbf{H}(i,j+1)| + \\ &\frac{1}{\sqrt{2}} |2\mathbf{H}(i,j) - \mathbf{H}(i-1,j-1) - \mathbf{H}(i+1,j+1)| + \\ &\frac{1}{\sqrt{2}} |2\mathbf{H}(i,j) - \mathbf{H}(i+1,j-1) - \mathbf{H}(i-1,j+1)| \end{aligned}$$

$$E_n(i,j) = \max\{G_0, G_{45}, G_{90}, G_{135}, G_{180}, G_{225}, G_{270}, G_{315}\}$$

$$G_0 = |\mathbf{H}(i,j+1) - \mathbf{H}(i,j)|$$

$$G_{45} = |\mathbf{H}(i-1,j+1) - \mathbf{H}(i,j)|$$

$$G_{90} = |\mathbf{H}(i-1,j) - \mathbf{H}(i,j)|$$

$$G_{135} = |\mathbf{H}(i-1,j-1) - \mathbf{H}(i,j)|$$

$$G_{180} = |\mathbf{H}(i,j-1) - \mathbf{H}(i,j)|$$

$$G_{225} = |\mathbf{H}(i+1,j-1) - \mathbf{H}(i,j)|$$

$$G_{270} = |\mathbf{H}(i+1,j) - \mathbf{H}(i,j)|$$

$$G_{315} = |\mathbf{H}(i+1,j+1) - \mathbf{H}(i,j)|$$

式中,  $\mathbf{H}(i,j)$  表示源图像的高频子带。

模糊熵是模糊集合论中的一个重要概念。模糊熵越大,模糊集包含的信息量越多。其局部模糊熵描述如下

$$E = \frac{1}{M \times N} \sum_{m=1}^M \sum_{N=1}^N \frac{2\mu \cdot v + \pi^2}{\mu^2 + v^2 + \pi^2}$$

融合图像的高频子带  $H_F$  融合公式为

$$H_F = \begin{cases} H_I, & E_I(i,j) \geq E_V(i,j) \\ H_V, & E_I(i,j) \leq E_V(i,j) \end{cases}$$

式中:  $H_I, H_V$  分别表示红外源图像和可见光源图像的高频子带;  $E_I, E_V$  分别表示红外和可见光源图像的局部模糊熵。

## 3 实验及结果分析

在本节中,通过主、客观评价多组融合图像的效果,分析本文融合方法的有效性。其中,5组红外与可见光源图像对分别是“Road”、“Camp”、“Kaptein”、“UNcamp”和“Leaves”,它们均来自于TNO Image Fusion Dataset;采用的融合方法包括:Curvelet、DTCWT、LatLRR<sup>[6]</sup>、GCF<sup>[15]</sup>和本文方法。其中,Curvelet和DTCWT分别采用5层和4层分解,DTCWT滤波器参数为“legall”、“qshift\_06”;

LatLRR 方法中设置参数  $\alpha=0.8$ ; 本文融合方法的参数设置为: NSCT 分解级数为 4 级, 滤波器参数为 'pyrex' 和 'vk', 分解方向数为 [2 3 3 4]; 图像块大小为  $3 \times 3$ ;  $\alpha=0.8, \lambda=10$ 。多种方法的融合结果如图

5 所示, 其中, 图 5a) 为红外源图像、图 5b) 为可见光源图像、图 5c) ~ 5g) 分别为 Curvelet、DTCWT、LatLRR、GCF 和本文融合方法。

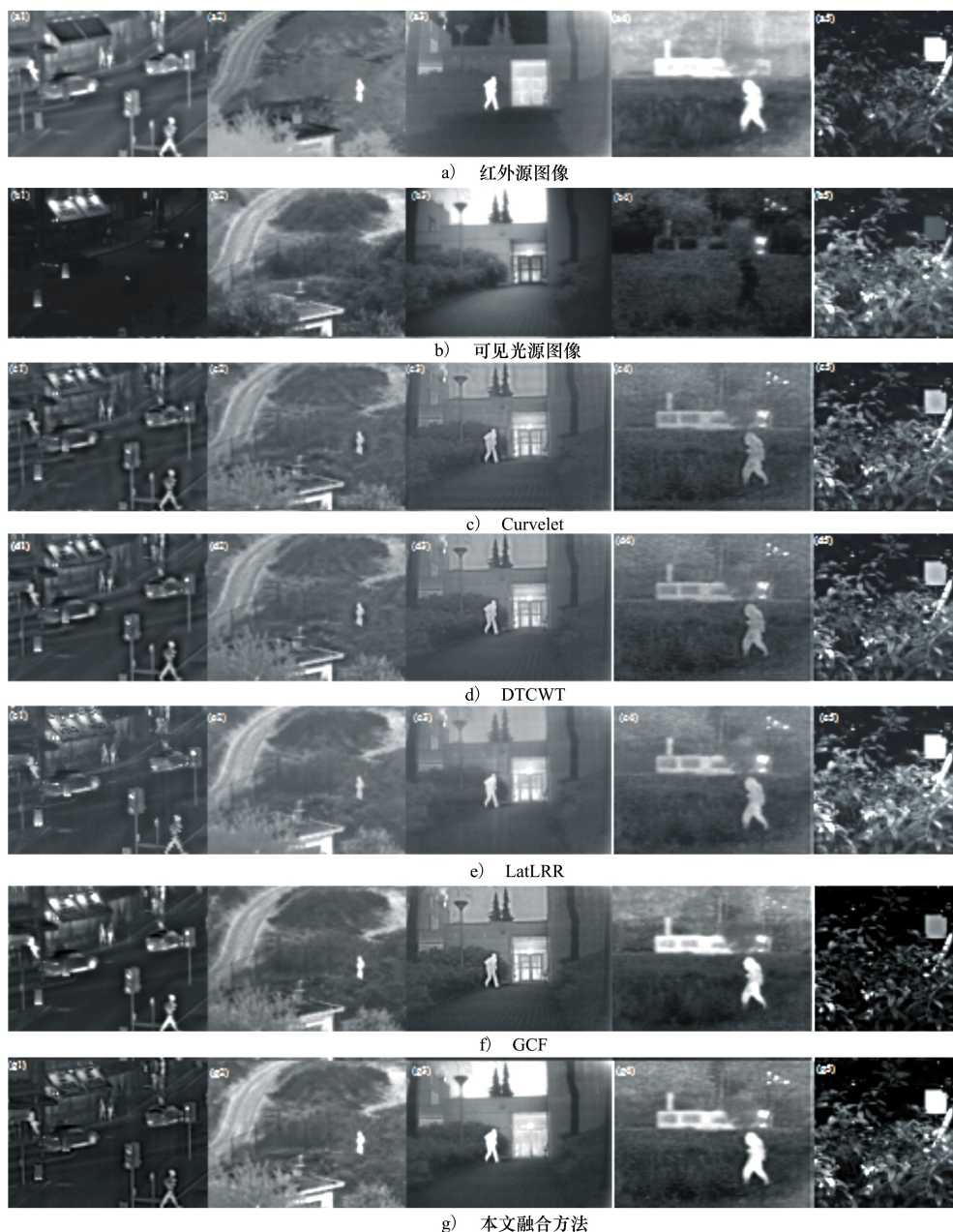


图 5 源图像及多种融合结果示意图(从左至右依次为 Road, Camp, Kaptein, UNcamp, Leaves)

### 3.1 融合图像的主观评价

对比 Road 组融合结果可以看出, 基于 Curvelet 方法和 DTCWT 方法的融合结果存在明显的光晕, 例如行人、红绿灯等, 整体视觉效果较模糊; 在基于 LatLRR 的融合结果中, 行人存在很明显的伪 Gibbs

效应, 整幅图像较为模糊; 在基于 GCF 的融合结果中, 能够看出广告牌上的字较为模糊; 基于本文方法的融合结果不仅保留了可见光场景的细节信息, 且行人、车辆、红绿灯等红外热目标边缘清晰, 接近自然场景。

对比 Camp 组的融合结果可以看出,在基于 Curvelet、DTCWT 和 LatLRR 方法的融合结果中,左右两侧树的辨识度相对较低,尤其是基于 LatLRR 融合结果中树的纹理几乎看不清;在基于 Curvelet 和 DTCWT 的融合结果中,行人周围存在明显光晕;虽然基于 GCF 的融合结果优于上述 3 种融合方法,但该方法保留了过多红外信息,房顶处可见光信息几乎全部丢失。基于本文融合方法的融合结果较好地保留了可见光图像的丰富场景信息,也突出了红外图像的热目标信息,尤其能较明显地看出树杈的纹理信息。

本文融合方法的优势同样体现在 Kaptein 组、Uncamp 组和 Leaves 组的融合图像中。例如,在 Kaptein 组中,本文方法较好地保留了地面、左侧草丛等纹理信息,行人周围没有明显的光晕现象;在

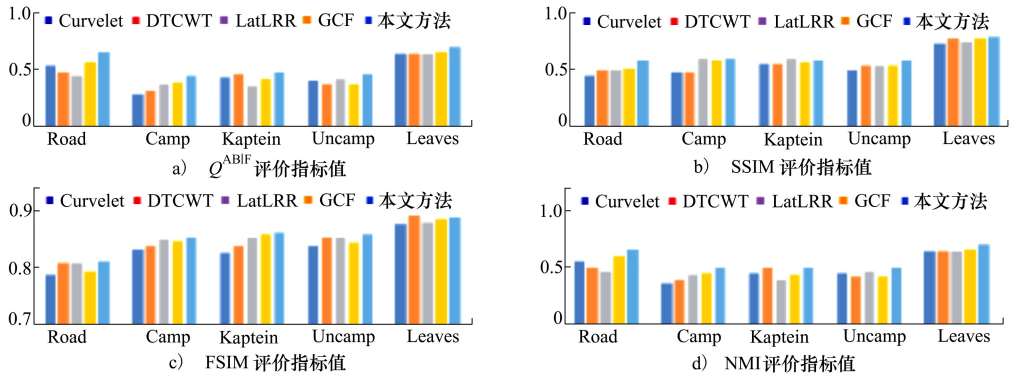


图 6 多组融合图像客观评价指标值

由图 6 可知,对于  $Q^{ABIF}$ ,本文融合方法均优于其他融合方法(见图 6a),表明本文融合方法很好地保留更多的边缘信息;对于 SSIM,本文融合方法在 Road、Camp、Uncamp 和 Leaves 图像融合效果评价价值最优,但在 Kaptein 融合图像上本文融合方法次之(见图 6b),表明了本文融合方法较好地保持源图像的结构信息;对于 FSIM,本文融合方法在 Road、Camp、Kaptein 和 Uncamp 融合图像上对应的评价价值最优,而在 Leaves 融合图像上本文融合方法次之(见图 6c),表明了本文融合方法较好地保持源图像的特征信息;对于 NMI,本文融合方法均优于其他融合方法(见图 6d),表明了本文融合方法很好地保留源图像的信息。从整体上,本文融合方法

Uncamp 组中,在本文方法的融合结果中,“人”在结果图像中对比度适中,灯光等背景细节信息清晰;在 Leaves 组中,基于本文方法融合结果的目标板更接近红外源图像,目标板与周围细节信息更丰富。总体来说,在视觉质量上,本文融合方法较优于其他图像融合方法。

### 3.2 融合图像的客观评价

为了更加客观地评价本文融合方法的有效性,应用边缘信息传递量  $Q^{ABIF}$ [16]、结构相似度 SSIM[17]、特征相似度 FSIM[18] 和归一化互信息 NMI[19] 分别从边缘信息保留程度、结构相似度、特征相似度和信息相关程度评价融合图像质量。这 4 个指标数值越大,则融合效果越好。图 6 给出了多组融合图像的客观评价指标值。

较其他融合方法具有更好的融合效果。

## 4 结 论

本文结合 NSCT 和 LatLRR 的优势,将源图像分解为低频基础子带、低频显著子带和高频子带,分别以加权法和、绝对值最大法、基于局部梯度幅值和区域拉普拉斯能量和的直觉模糊熵选择最大为融合规则,最后通过 NSCT 逆变换获得融合图像。通过对多组融合结果的主、客观评价,分析了本文方法是切实可行的,能够得到具有丰富信息且较为清晰的融合图像,在视觉质量和客观评价方法较优于其他图像融合方法。

## 参考文献:

- [1] ZHU Z Q, CHAI Y, YIN H P, et al. A novel dictionary learning approach for multi-modality medical image fusion[J]. *Neurocomputing*, 2016, 214: 471-482
- [2] WU Chunming, CHEN Long. Infrared and visible image fusion method of dual NSCT and PCNN[J]. *PLOS ONE*, 2020, 15(9): 1-15
- [3] WANG Zhishe, XU Jiawei, JIANG Xiaolin, et al. Infrared and visible image fusion via hybrid decomposition of NSCT and morphological sequential toggle operator[J]. *Optik*, 2020, 201: 163497
- [4] ZHAO Changli, ZHANG Baohui, WU Jie, et al. Fusion of infrared and visible images based on gray energy difference[J]. *Infrared Technology*, 2020, 42(8): 775-782
- [5] ZHANG Kang, HUANG Yongdong, YUAN Xia, et al. Infrared and visible image fusion based on intuitionistic fuzzy sets[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2020, 105: 1-7
- [6] YU Shen, CHEN Xiaopeng. Infrared and visible image fusion based on a latent low-rank representation nested with multiscale geometric transform[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 110214-110226
- [7] JIANG Zetao, JIANG Qi, HUANG Yongsong, et al. Infrared and low-light-level visible light enhancement image fusion method based on latent low-rank represent and composite filtering[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2020, 49(4): 0410001
- [8] WANG X Z, YIN J, ZHANG K, et al. Infrared weak-small targets fusion based on latent low-rank representation and DWT[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 112681-112692
- [9] LIU G C, LIN Z C, YU Y. Robust subspace segmentation by low-rank representation[C]//*Proceedings of the 27th International Conference on Machine Learning*, Haifa, Israel, 2010: 663-670
- [10] LIU Guangcan, YAN Shuicheng. Latent low-rank representation for subspace segmentation and feature extraction[C]//*IEEE International Conference on Computer Vision*, Barcelona, Spain, 2011:1615-1622
- [11] 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
- [12] JIANG Zetao, HE Yuting, ZHANG Shaoqin. Infrared and Low-light-level visible image fusion algorithm based on contrast enhancement and Cauchy fuzzy function[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2019, 48(6): 0610001
- [13] ZHANG Xuefeng, YAN Hui, HE Hao. Multi-focus image fusion based on fractional-order derivative and intuitionistic fuzzy sets[J]. *Front Inform Technol Electron Eng*, 2020 21(6): 834-843
- [14] BALASUBRAMANIAM P, ANANTHI V P. Image fusion using intuitionistic fuzzy sets[J]. *Information Fusion*, 2014, 20: 21-30
- [15] WEI Tan, ZHOU Huixin, SONG Jiangluqi, et al. Infrared and visible image perceptive fusion through multi-level Gaussian curvature filtering image decomposition[J]. *Applied Optics*, 2019, 58(12): 3064-3073
- [16] XYDEAS C S, PETROVIC V. Objective image fusion performance measure[J]. *Electronics Letters*, 2000, 36(4): 308-309
- [17] MA K, ZENG K, WANG Z. Perceptual quality assessment for multi-exposure image fusion[J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2015, 24(11): 3345-3356
- [18] ZHANG Lin, ZHANG Lei, MOU Xuanqin, et al. FSIM: a feature similarity index for image quality assessment[J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2011, 20(8): 2378-2386
- [19] AKTAR M, MAMUN M A, HOSSAIN M A, et al. Weighted normalized mutual information based change detection in remote sensing images[C]//*19th International Conference on Computer and Information Technology*, Dhaka, 2016: 257-260

# Infrared and visible image fusion method based on compound decomposition and intuitionistic fuzzy set

ZHU Yahui<sup>1</sup>, GAO Li<sup>2</sup>

(1.School of Mathematics and Statistics, Shaanxi Xueqian Normal University, Xi'an 710100, China;  
2.School of Computer Science, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

**Abstract:** To overcome the shortcomings of traditional image fusion algorithms based on multiscale transform, an infrared and visible image fusion method based on compound decomposition and intuitionistic fuzzy set is proposed. Firstly, the non-subsampled contour transform is used to decompose the source image into low-frequency coefficients and high-frequency coefficients. Then the potential low-rank representation model is used to decompose low-frequency coefficients into basic sub-bands and salient sub-bands, in which the visual saliency map is taken as weighted coefficient. The weighted summation of low-frequency basic sub-bands is used as the fusion rule. The maximum absolute value of low-frequency salient sub-bands is also used as the fusion rule. The two fusion rules are superimposed to obtain low-frequency fusion coefficients. The intuitionistic fuzzy entropy is used as the fusion rule to measure the texture information and edge information of high-frequency coefficients. Finally, the infrared visible fusion image is obtained with the non-subsampled contour inverse transform. The comparison results on the objective and subjective evaluation of several sets of fusion images show that our image fusion method can effectively keep edge information and rich information on source images, thus producing better visual quality and objective evaluation than other image fusion methods.

**Keywords:** image fusion; non-subsampled contour transform; potential low-rank representation model; intuitionistic fuzzy set

**引用格式:** 朱亚辉, 高迺. 基于复合分解与直觉模糊集的红外与可见光图像融合方法[J]. 西北工业大学学报, 2021, 39(4): 930-936

ZHU Yahui, GAO Li. Infrared and visible image fusion method based on compound decomposition and intuitionistic fuzzy set[J]. *Journal of Northwestern Polytechnical University*, 2021, 39(4): 930-936 (in Chinese)