

# 基于 LatLRR 与 NSP 分解的红外与可见光图像融合

李云红, 李嘉鹏, 苏雪平, 陈宇洋, 刘杏瑞, 谢蓉蓉  
(西安工程大学电子信息学院, 陕西 西安 710048)

**摘要:**针对现有红外与可见光图像融合过程中存在的图像对比度低、红外特征不明显等问题,提出了一种基于非采样金字塔滤波(Nonsampled Pyramid, NSP)与潜在低秩表示(Latent Low Rank Representation, LatLRR)分解的红外与可见光图像融合算法。首先,对红外与可见光图像进行分解,采用 NSP 分解提取源图像的低频信息, LatLRR 分解提取源图像的局部结构信息;其次,根据红外低频信息与可见光低频信息的特征及融合结果图像中低频分量占比,利用红外像素强度权重调控策略完成对低频信息的融合,同时,为使红外与可见光的局部结构信息在融合时保持均衡,使用基于像素灰度值求和的策略进行 1:1 融合;最后,图像重构中引入非线性变换思想,使局部结构信息与低频信息有更加完美的契合。实验结果表明,融合结果图像在极大保留红外特征的同时又能兼顾可见光图像中的细节信息,该算法能够对红外与可见光图像进行有效融合。

**关键词:**图像融合;红外与可见光;非采样金字塔滤波;潜在低秩表示;非线性变换

**中图分类号:**TP391;TN29 **文献标识码:**A **DOI:**10.3969/j.issn.1001-5078.2023.09.022

## Infrared and visible image fusion based on LatLRR and NSP decomposition

LI Yun-hong, LI Jia-peng, SU Xue-ping, CHEN Yu-yang, LIU Xing-rui, XIE Rong-rong  
(School of Electronics and Information, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710048, China)

**Abstract:** An infrared and visible image fusion algorithm based on Nonsampled Pyramid (NSP) and Latent Low Rank Representation (LatLRR) is proposed to address the problems of low image contrast and inconspicuous infrared features in the existing infrared and visible image fusion process. Firstly, the infrared and visible images are decomposed. The low frequency information of the source image is extracted by NSP decomposition, and the local structure information of the source image is extracted by LatLRR decomposition. Secondly, according to the characteristics of infrared low-frequency information and visible low-frequency information and the proportion of low-frequency components in the fusion result image, the infrared pixel strength weight adjustment strategy is used to complete the fusion of low-frequency information. At the same time, in order to maintain the balance of the local structure information of infrared and visible light during the fusion, the 1:1 fusion strategy based on the sum of pixel gray values is used. Finally, the idea of nonlinear transformation is introduced into image reconstruction to make the local structure information and low-frequency information more perfectly fit. The experimental results show that the fusion result image can take into account the detail information in the visible image while greatly preserving the infrared features, and the algorithm can effectively fuse the infrared and visible images.

**Keywords:** image fusion; infrared and visible; nonsampled pyramid; latent low rank representation; nonlinear transformation

## 1 引言

不同类型的传感器对同一场景进行图像采集时,得到的采集图像因传感器的类型不同可描述不同的图像特征<sup>[1]</sup>。红外传感器利用物体的热辐射信息成像,红外图像中目标突出,热辐射信息明显,在恶劣天气环境下成像效果良好,但图像的细节信息、纹理特征缺失较为严重;可见光图像分辨率高且具有丰富外观信息,但其成像效果的优劣与目标场景的反射光线有关,易受天气、光照等因素影响,无法有效突出目标<sup>[2-4]</sup>。因此,将红外与可见光图像进行融合,结合二者的图像特征,得到目标更突出、细节更明显的融合图像,这对后续开展相关的图像处理工作具有一定的意义。红外与可见光图像融合目前已在机器视觉、航天、军事及电力等领域广泛应用<sup>[5-6]</sup>。

图像融合技术发展过程中涌现出许多方法,常见变换域基于多尺度(Multiscale Transform, MST)的融合方法有离散小波变换(Discrete Wavelet Transform, DWT)<sup>[7]</sup>,非下采样轮廓波变换(Non-Subsampled Contourlet Transform, NSCT)<sup>[8]</sup>,该方法通过非采样金字塔滤波(Nonsampled Pyramid, NSP)完成图像的多尺度分解<sup>[9]</sup>以及双树复杂小波变换(Dual-tree Complex Wavelet Transform, DTCWT)<sup>[10]</sup>等。除此之外,还有其他方法,如基于多分辨奇异值分解法(Multi-resolution Singular Value Decomposition, MSVD),该方法用奇异值分解代替小波变换中的高通有限脉冲响应滤波器,与小波变换相比没有依赖数据集的固定基向量集,计算简单便于应用<sup>[11-12]</sup>。在目标增强多尺度融合算法<sup>[13]</sup>一文中,给出了一种非线性变换的融合思想,使该法与传统 MST 融合算法相比,融合图像对比度有了明显的增强。文献<sup>[14]</sup>则提出了一种梯度转移和总变差最小化的融合方法(Gradient Transfer Fusion, GTF),具体来说,该方法可以调控红外图像像素强度及可见光图像梯度特征的权重,但此法易造成可见光图像细节特征的丢失,最终的融合效果并不令人满意。而文献<sup>[15]</sup>利用 Bayesian 回归模型的思想,提出了一种分层 Bayesian 模型,该模型可实现融合权重的自适应,使融合权重的设置变得不再困难,但该法对融合图像红外特征保留较少。低秩表示(Low Rank Representation, LRR)<sup>[16]</sup>的提出,实现了数据全局结构信息的提取,但不能保留数据局部结构信息,在

LRR 的基础上,文献<sup>[17]</sup>对 LRR 方法进行了优化,提出了潜在低秩的表示方法(Latent Low Rank Representation, LatLRR)。与 LRR 相比,LatLRR 能捕捉到图像的局部结构信息,使图像信息更为丰富。文献<sup>[18]</sup>则通过 LatLRR 对源图像分解,并采用加权平均策略进行低秩部分的融合,但易使图像全局结构信息部分丢失,导致最终融合重构图像质量不佳。文献<sup>[19]</sup>提出一种多级的 LatLRR 图像融合框架 MDLatLRR,该方法提取了图像多级显著性信息与全局结构信息,在融合效果上有所改善。

针对上述融合算法图像对比度低、红外特征不明显的问题,论文提出了一种结合 LatLRR 与 NSP 的分解模型,并在局部结构信息及低频信息融合时选择不同策略,然后通过非线性变换函数调节重构权重比例。该方法使最终融合结果图像既有红外图像特征又有可见光图像的信息。将论文算法与 DTCWT、MSVD、Bayesian、LatLRR 及 MDLatLRR 算法进行对比,验证了论文算法的有效性。

## 2 相关理论

### 2.1 LatLRR 理论

LatLRR 分解<sup>[18]</sup>这一理论的精髓在于将原始数据(待分解图像矩阵)分解为独立的三个部分:全局结构层、局部结构层、噪声信号,其分解的数学表达如式(1):

$$W = WQ + RW + E \quad (1)$$

式中, $W$ 是待分解图像矩阵; $Q$ 是全局结构系数; $R$ 是局部结构系数; $WQ$ 是全局结构层; $RW$ 是局部结构层; $E$ 是噪声信号。

为寻求最优 LatLRR 分解,将(1)式的求解转化为式(2)的数据联合最小化问题。

$$\min_{W, L, E} \|W\|_* + \|R\|_* + \gamma \|E\|_1, \text{ s. t. } W = \hat{M} + \hat{L} + E \quad (2)$$

式中, $\gamma$ 是平衡系数; $\|\cdot\|_*$ 是核范数; $\|\cdot\|_1$ 是  $L1$  范数;令全局结构层  $WQ = \hat{M}$ ;局部结构层  $RW = \hat{L}$ 。

### 2.2 NSP 原理

NSP 是经典 MST 方法 NSCT 中图像的尺度分解方法<sup>[8-9]</sup>,可以通过 NSP 来提取源图像的低频信息。通常由于输入信号的平移使轮廓波变换系数增大,造成输出图像的吉布斯效应,而 NSP 在处理信号时,并未进行降采样,消除了吉布斯效应对输出图像的影响,其尺度分解由双通道式 NSP 实现,具体

结构如图 1 所示。该模型包含分解滤波器  $\{H_i(z)\}_{i=0,1}$  及合成滤波器  $\{G_i(z)\}_{i=0,1}$ , NSP 满足 Bezout 恒等式:

$$H_0(z)G_0(z) + H_1(z)G_1(z) = 1 \quad (3)$$

式中,  $H_0(z)$ 、 $G_0(z)$  分别是低通分解及合成滤波器;  $H_1(z)$ 、 $G_1(z)$  分别是高通分解及合成滤波器;  $G_0(z)$ 、 $G_1(z)$  值为 1;  $H_0(z) + H_1(z) = 1$ 。

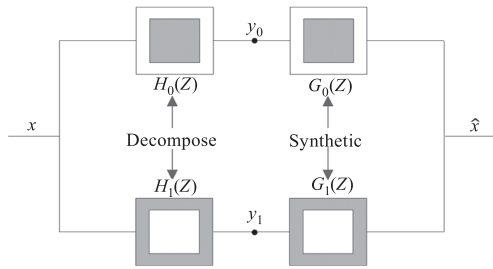


图 1 双通道式 NSP 模型  
Fig. 1 Dual channel NSP model

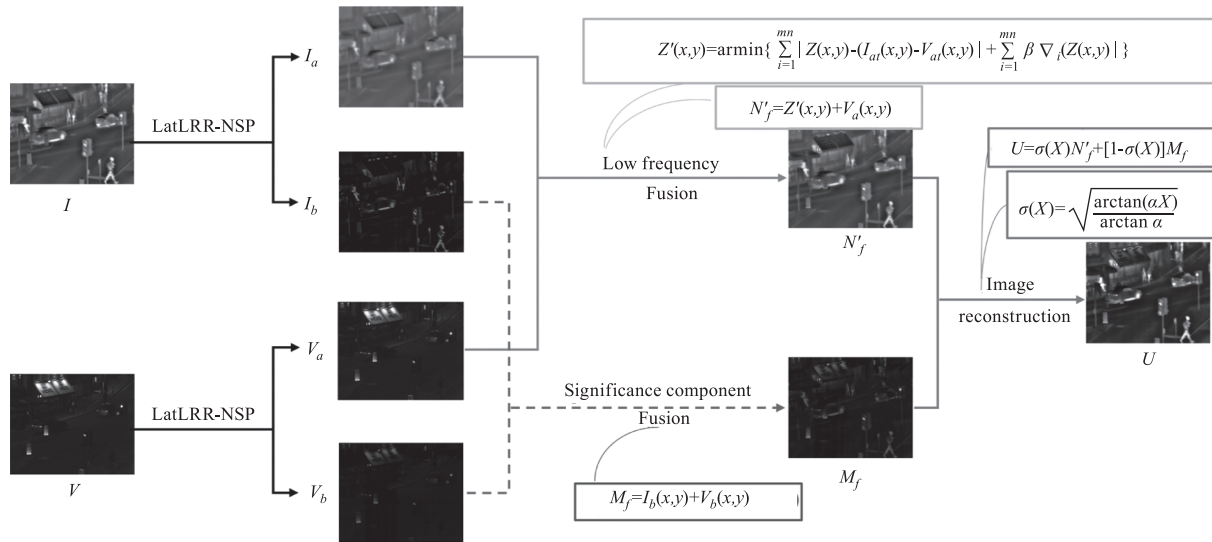


图 2 融合算法整体流程

Fig. 2 Overall process of fusion algorithm

### 3.1 图像的分解

图像全局结构信息与其低频信息所表征的物理意义相同,即均用来反映图像的主体概况、像素强度等重要特征。与之相同地,图像的局部结构信息与其高频信息均可用来表征图像具体细节特征。融合任务中,使用现有 LatLRR 方法对源图像分解时,必须在线求解图像对应全局结构系数。为了避免图像全局结构系数的在线求解,对算法运行效率的影响,在图像分解时,采用一种基于 LatLRR-NSP 相结合的分解方法。以源红外图像分解为例(见图 3),预处理后,通过 LatLRR 获得局部结构系数映射矩阵 L,然后直接

NSP 经过 1 层的分解后,生成低频高频子带图像各 1 个,各子带图像均与输入的分解源图大小相同。

### 3 融合算法

融合算法的整体流程框架如图 2 所示,该算法分 3 步进行,具体操作包括:(1)分解,红外图 I,可见光图 V 分别经过 NSP、LatLRR 分解后,提取各自的低频部分  $I_a(x,y)$ 、 $V_a(x,y)$ ,局部结构部分  $I_b(x,y)$ 、 $V_b(x,y)$ ;(2)融合,对低频部分  $I_a(x,y)$ 、 $V_a(x,y)$  采取一种红外像素强度权重调控的策略进行融合,生成低频融合图像  $N'_f(x,y)$ ,对局部结构部分  $I_b(x,y)$ 、 $V_b(x,y)$  采取传统求和策略进行融合,生成局部结构融合图像  $M_f(x,y)$ ;(3)融合图像的重构,对低频融合图像  $N'_f(x,y)$ ,局部结构融合图像  $M_f(x,y)$  使用非线性变换法进行重构,最终得到融合结果图像  $U(x,y)$ 。

提取源图像局部结构信息,同时,引入 NSP 的 1 次分解,获取与全局结构信息表征含义相同的低频信息。在避免全局结构系数在线求取的同时,结合 NSP 分解所得良好的图像低频信息,完成源图像的分解。

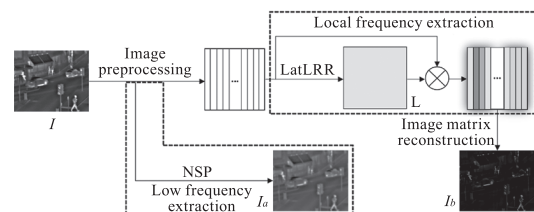


图 3 基于 LatLRR-NSP 的分解过程

Fig. 3 Decomposition process based on LatLRR-NSP

### 3.2 低频部分融合

红外图  $I$ , 可见光图  $V$  通过分解后, 所得到的低频分量部分反映了二者图像像素强度的基本灰度等级。低频部分的融合为:

$$N_f = \xi(I_a) + \beta\xi(V_a) \quad (4)$$

式中,  $N_f$  是低频融合结果;  $\xi(I_a)$ 、 $\xi(V_a)$  分别是红外低频与可见光低频的约束分量;  $\beta$  是低频融合平衡系数, 用来对低频红外像素的权重进行调整。

红外低频分量  $I_a(x, y)$  中, 目标对象与背景间的像素强度差异远远大于可见光低频分量  $V_a(x, y)$ 。红外低频分量图像与可见光低频分量图像相比具有明显的可见性, 即更容易在红外低频分量图像中发现目标对象。因此, 在低频部分进行融合时, 应尽可能使融合图像的像素强度保持低频红外分量部分的像素强度分布。从而, 低频融合结果  $N_f(x, y)$  与红外低频分量  $I_a(x, y)$  之间的约束分量  $\xi(I_a)$  的范数应尽可能小。

$$\xi(I_a) = \|N_f - I_a\|_q \quad (5)$$

式中,  $N_f$  是低频融合结果;  $I_a$  是红外低频分量。

可见光低频约束分量  $\xi(V_a)$  重点是对低频融合图像  $N_f(x, y)$  在梯度进行约束, 将可见光低频分量  $V_a(x, y)$  图像的丰富梯度信息反映在低频融合图像  $N_f(x, y)$  中, 使  $\xi(V_a)$  约束项达到最优化。

$$\xi(V_a) = \|\nabla_{N_f} - \nabla_{V_a}\|_p \quad (6)$$

式中,  $N_f$  是低频融合结果;  $V_a$  是可见光低频分量,  $\nabla$  为梯度算子。

低频融合结果应保留红外分量的像素强度, 这意味着  $N_f$  与  $I_a$  的差趋近于 0, 因此,  $N_f$  与  $I_a$  间的差应为拉普拉斯分布。同时在低频融合时,  $V_a$  梯度量转移到  $N_f$  的过程中使图像部分平滑, 这导致了梯度变换的稀疏性, 因此, 通过  $L_1$  范数实现最小化梯度差进行优化。文献[20]指出, 拉普拉斯分布对应的  $L_1$  范数能更好地进行数据拟合。将约束项(5)、(6)中的  $q, p$  均取值为 1 的  $L_1$  范数。对式(4)进行优化。

令  $Z(x, y) = N_f(x, y) - V_a(x, y)$  可得:

$$Z'(x, y) = \arg \min_z \left\{ \sum_{i=1}^{mn} |Z_i(x, y) - (I_{a_i}(x, y))| + \sum_{i=1}^{mn} \beta |\nabla_i Z(x, y)| \right\} \quad (7)$$

式中,  $\nabla_i Z(x, y) = \sqrt{(\nabla_i x)^2 + (\nabla_i y)^2}$ , 其中  $\nabla_i x$ 、 $\nabla_i y$  分别表示  $x, y$  方向像素梯度, 即  $\nabla_i x = x_i - x_{i(i)}$ 、 $\nabla_i y = y_i - y_{i(i)}$ ,  $x_{i(i)}$ 、 $y_{i(i)}$  分别代表  $x, y$  的右

方、下方相邻像素, 图像末尾像素  $x_{i(i)}$  和  $y_{i(i)}$  取其本身像素值。

完成上述优化后, 低频部分最终融合策略模型可表述为:

$$N'_f = Z'(x, y) + V_a(x, y) \quad (8)$$

式中,  $N'_f$  为低频部分;  $Z'(x, y)$ 、 $V_a(x, y)$  分别是红外、可见光低频分量。

### 3.3 局部结构部分融合策略

LatLRR 可以从源图像中提取局部结构信息。对红外局部结构部分  $I_b(x, y)$  与可见光局部结构部分  $V_b(x, y)$  采取传统的基于像素灰度值求和的策略进行 1:1 融合。

$$M_f = I_b(x, y) + V_b(x, y) \quad (9)$$

式中,  $M_f$  是局部结构融合结果;  $I_b(x, y)$ 、 $V_b(x, y)$  分别为红外、可见光局部结构部分。

以 1:1 进行融合, 这是由局部结构部分所包含的图像局部结构信息所决定的。图像局部结构信息用来衡量图像的细节、纹理等信息, 在对其进行融合时, 往往需要把红外与可见光图像的局部结构信息进行加和, 以保证融合结果中既有红外特征又有可见光特征。

### 3.4 融合重构策略

低频部分主要表征图像的像素强度, 局部结构部分主要包含具体细节信息, 融合重构时, 应设定合适的比例, 使最终的重构图像具有与低频部分相似的像素强度以及局部结构细节信息。对低频部分进行归一化后, 进行非线性变换。令  $X = N'_f$ , 则变换函数  $\sigma(X)$  为:

$$\sigma(X) = \sqrt{\frac{\arctan(aX)}{\arctan\alpha}} \quad (10)$$

式中,  $X$  为低频部分;  $\alpha$  为非线性平衡系数, 取值范围  $(0, \infty)$ 。

不同图像的低频部分与局部结构部分的像素强度、细节特征均有差异, 通过调整非线性平衡系数  $\alpha$  来完成重构图像各分量的权重占比。图 4 给出了  $\alpha$  取值对  $\sigma(X)$  影响的非线性曲线, 当  $\alpha$  的取值越大, 低频部分与局部结构部分权重差值越大曲线越陡, 反之则越小, 曲线较为平缓。实际应用中, 可对不同图像进行有针对性的调整  $\alpha$ , 达到最优重构效果。

最终融合重构结果表示式为:

$$U = \sigma(X)N'_f + [1 - \sigma(X)]M_f \quad (11)$$

式中,  $N'_f$ 、 $M'_f$  分别为低频部分、局部结构部分;  $\sigma(X)$  为非线性变换函数, 用来调控  $N'_f$ 、 $M'_f$  权重。

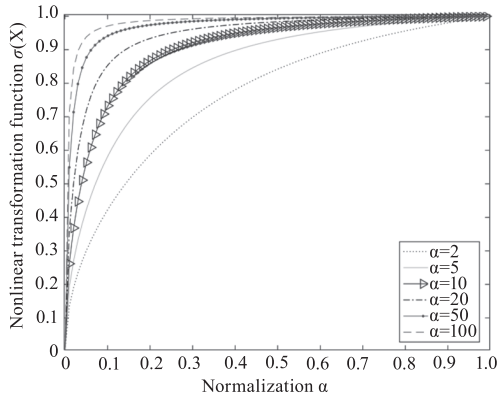


图4  $\alpha$  取值对  $\sigma(X)$  影响的非线性曲线

Fig.4  $\alpha$  value pair  $\sigma(X)$  nonlinear curve affected

#### 4 实验部分

实验在公开数据集 TON 与 M3FD 中选取 4 组 (各两组) 已配准的红外与可见光图像进行实验, 图 5 前两列和后两列分别为选取的 TON 数据集图像及 M3FD 数据集图像。将本算法与 DTCWT<sup>[10]</sup>、MSVD<sup>[11]</sup>、Bayesian<sup>[15]</sup>、LatLRR<sup>[18]</sup> 以及 MDLatLRR<sup>[19]</sup> 算法进行对比, 不同算法结果对比见图 5。实验平台及配置: Windows 10 操作系统, MATLAB R2018b, CPUi5 - 11260H, 处理器图像 NVIDIA GTX3050, 内存 16 GB。



图5 实验所用红外与可见光图像

Fig.5 Experiments using infrared and visible light images

本算法的参数设置具体在低频融合平衡系数  $\beta$  及融合重构时非线性平衡系数  $\alpha$ 。

$\beta$  与  $\alpha$  的不同取值, 分别对低频红外像素权重、局部结构信息与低频信息在融合结果的占比以及相关评价指标有一定的客观影响, 二者的取值会对整体融合效果的优劣共同作用, 所以, 在进行对比实验前, 应确定  $\beta$  与  $\alpha$  具体取值。

图 6 为本算法在 4 组融合结果图像上,  $\beta$  与  $\alpha$  取 6 种不同值时, 在互信息 (MI)、信息熵 (IE)、像素特征互信息 (FMI\_pixel)、标准差 (SD) 及视觉保真度 (VIF) 5 种指标上各自的平均值, 当  $\beta$  与  $\alpha$  取值为 2 时, 算法在 MI、IE 及 VIF 指标上取得优势。SD 指

标相对较好, FMI\_pixel 指标数据较为平稳。

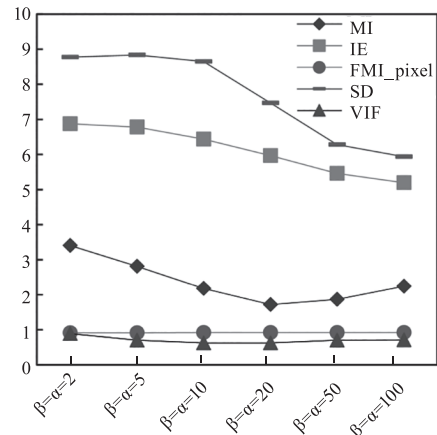


图6 不同取值  $\beta$  与  $\alpha$  在 4 组融合图像上指标平均值曲线

Fig.6 Different values  $\beta$  and  $\alpha$  index mean value curve on 4 groups of fused images

图 7 则是  $\beta$  与  $\alpha$  取值为 2、5、10、20、50 和 100 这 6 种不同值时, 算法的融合结果图像, 从主观角度来看, 当  $\beta$  与  $\alpha$  取值增大, 融合结果图像的红外特征越来越弱, 尤其是在  $\beta$  与  $\alpha$  取值为 100 时, 肉眼已经几乎无法在观察到融合之前的源红外图像的具体特征。随着  $\beta$  与  $\alpha$  取值的不断增大, 尤其是在左下角人物和画面中汽车的轮胎部分的红外特征减弱趋势最为明显,  $\beta$  与  $\alpha$  取值为 5、10、20、50 和 100 时, 均没有取值为 2 时显著。在  $\beta$  与  $\alpha$  取值为 5、10 和 20 这 3 个值的图像中, 图像整体较为模糊, 图中的细节信息很难察觉。综合图 6 的客观指标与图 7 的成像效果,  $\beta$  与  $\alpha$  值为 2 时, 融合图像的视觉感知效果相对较好, 为保证融合结果图像的定性与定量的优势, 故将  $\beta$  与  $\alpha$  设置为 2。

对比算法参数设置: MDLatLRR 方法 level 设置为 1, 其余对比算法参数均按原文献设置。

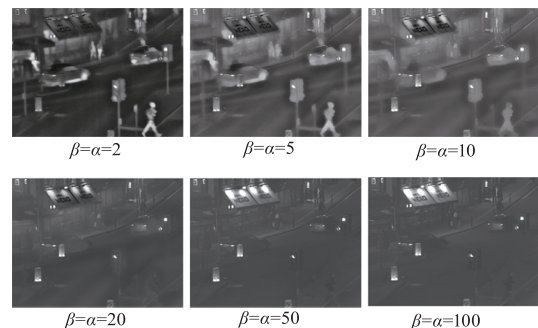


图7 不同取值  $\beta$  与  $\alpha$  融合结果图像对比

Fig.7 Different values  $\beta$  and  $\alpha$  Fusion result image comparison

#### 4.1 主观评价

图 8 Group 1 中, 我们可以看到 Bayesian 方法的图像画面整体呈现模糊的视觉效果, 对比观察画面



中左上方坐姿人物以及右下方站姿人物,虽然所对比的 5 种算法可以看到目标人物,但其目标人物的图像亮度均没有本文算法融合结果的亮度高。在 Bayesian 方法的结果图像中,目标人物的边缘较为模糊,且画面中的车辆与人物界限不清,较难分辨,而本文算法对画面中目标人物边缘清楚与背景的对比度远高于其他算法,在图像整体较为黑暗的情况下可以清楚的分辨目标人物与车辆以及背景,有利于黑暗场景的目标识别。

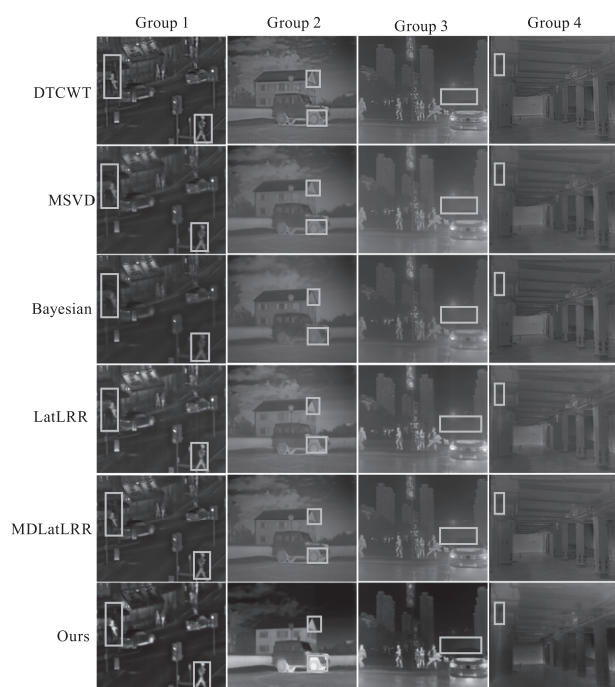


图 8 不同算法结果对比

Fig. 8 Comparison of results of different algorithms

图 8 Group 2 中, DTCWT 方法结果图像整体有较为明显的重影,尤其是在房屋侧面的这一部分,我们能清楚的观察到这一现象,图像的整体存在一定失真。在 MSVD 与 MDLatLRR 方法中,几乎没有重影,但在画面主体卡车的轮胎部位对红外特征保留较少,而 Bayesian 方法的融合结果图像车辆轮胎模糊不清,无法观察到轮胎的轮廓,画面整体模糊。本文算法产生的融合结果图像,在所对比的 4 种算法中红外特征最为明显,并且在车辆轮胎部位能清晰的显现轮胎的轮廓,保留了一定的可见光信息。

图 8 Group 3 中,所对比 5 种融合方法的融合结果图像灰度值较低,且融合结果图像均在不同程度上对红外部分的细节的处理效果差于本文算法。在各个图像中,近景的车辆与道路上的行人均清晰可

见,但在画面的远景部分,本文算法的融合结果图像对源红外图像画面中远方的两个细长型目标物体这个细节部分保留清晰,而所对比的 5 种算法中, Bayesian 方法最为不明显,其余方法的视觉效果均没有本文算法保留的效果好。

在图 8 Group 4 所对应的源红外图像中能够看到,图像的左上方有一个摄像头,源图中摄像头本身较为模糊。图 8 Group 4 中,各个算法的融合结果图像的左上方红框部位均保留了源红外图像中摄像头这个目标,但经过对比,各对比算法的融合效果的对比度均没有本文算法融合效果佳。

#### 4.2 客观评价

在对图像融合的效果进行评价时,除了主观评价外,定量的评价也尤为重要。

通过采用信息论:互信息 (Mutual Information, MI)、信息熵 (Information Entropy, IE)、像素特征互信息 (Feature Mutual Information of pixel, FMI\_pixel); 图像特征:标准差 (Standard Deviation, SD); 人类视觉感知:视觉保真度 (Visual Fidelity, VIF) 3 大类的 5 种指标<sup>[21]</sup>,对本次实验结果进行综合全方位的客观评价。Group 1 ~ Group 4 融合结果图像的评价指标数据,如表 1 所示。

MI 是对融合结果图像在源图像保留信息量多少的度量,MI 越大,保留信息越丰富;IE 的大小可反映图像信息量的丰富程度,其值越大融合效果越佳;FMI\_pixel 用来衡量融合结果图像与源图像之间基于区域像素的互信息量,其值越大越好;SD 代表图像的灰度分布,SD 越大融合结果图像对比度越高;VIF 用于衡量融合结果图像整体图像质量信息保真度,指标数值越大,图像质量越好。由表 1 可知,在 Group 1、Group 2 和 Group 4 这 3 组数据中,本文算法在 5 种评价指标中的 MI、EN、SD 和 VIF 这 4 种指标优于所对比的其他 5 种算法,特别是在 MI 与 EI 这两个指标上,本文算法的指标数据明显高于其他算法。

为更加客观通过指标数据比对算法的优劣性,对使用 5 种不同对比算法和本文算法产生的 Group 1 ~ 4 这 4 组不同场景和风格的融合结果图像的 5 项指标数据分别求其平均值,用平均值表征各指标的整体数值差异,见表 2。本文算法 5 项评价指标中,在 MI、IE、SD 和 VIF 数值均高于其他对比算法,而 FMI\_pixel 指标由于实验图像之间的像素差异,使该指标总体平均水平较低。再结合主观定性评

价,本文算法能很好利用 LatLRR 与 NSP 的特性,并在适当融合策略作用下,使融合结果图像在红外特

征上得以增强,对可见光特性也有一定保留,从主观客观上证明了本文算法优越性。

表 1 组 1 ~ 组 4 融合结果图像评价指标  
Tab.1 Group 1 ~4 fusion result image evaluation index

Group	Evaluation	DTCWT	MSVD	Bayesian	LatLRR	MDLatLRR	Ours
Group 1	MI	1.7308	2.2737	1.7772	1.9809	2.3787	<b>2.4716</b>
	IE	6.1586	5.9350	5.6911	6.0297	6.0188	<b>6.3527</b>
	FMI_pixel	0.9214	0.9081	<b>0.9224</b>	0.9171	0.9208	0.9114
	SD	7.1716	7.1092	6.7236	7.3406	7.1475	<b>7.5561</b>
	VIF	0.6538	0.7204	0.6262	0.7382	0.7645	<b>0.8061</b>
Group 2	MI	1.4138	1.6835	1.4143	1.6990	1.8176	<b>4.3445</b>
	IE	6.6433	6.4951	6.3531	6.6399	6.5302	<b>7.4374</b>
	FMI_pixel	0.9139	0.9105	0.8955	0.9034	<b>0.9182</b>	0.9134
	SD	9.3971	9.3424	8.8791	9.2169	9.4135	<b>10.2579</b>
	VIF	0.6273	0.6662	0.6309	0.6677	0.6887	<b>0.7397</b>
Group 3	MI	2.6008	2.8627	2.5717	2.6694	2.9047	<b>3.9358</b>
	IE	6.7565	6.6631	6.5016	6.7900	6.6905	<b>7.0124</b>
	FMI_pixel	<b>0.9353</b>	0.9107	0.9324	0.9265	0.934	0.9213
	SD	8.5073	<b>8.5508</b>	8.2033	8.5396	8.5245	8.4024
	VIF	0.9258	0.9092	0.9062	0.9447	0.9811	<b>1.0428</b>
Group 4	MI	1.067	1.1703	1.5525	1.2211	1.2686	<b>2.8725</b>
	IE	6.1529	5.9227	6.0171	5.9386	5.9835	<b>6.6879</b>
	FMI_pixel	<b>0.9359</b>	0.9149	0.9270	0.9145	0.9355	0.9010
	SD	8.2254	7.8120	7.5600	7.6957	7.9215	<b>8.8554</b>
	VIF	0.9406	0.8717	0.9389	0.8464	0.9381	<b>0.9717</b>

表 2 组 1 ~ 组 4 融合结果图像评价指标平均值  
Tab.2 Group 1 ~4 average value of fusion result image evaluation index

Group	Evaluation	DTCWT	MSVD	Bayesian	LatLRR	MDLatLRR	Ours
Group 1 ~4 average value	MI	1.7031	1.9976	1.8289	1.8926	2.0924	<b>3.4061</b>
	IE	6.4278	6.2540	6.1407	6.3496	6.3058	<b>6.8726</b>
	FMI_pixel	<b>0.9266</b>	0.9111	0.9193	0.9154	0.9271	0.9118
	SD	8.3254	8.2036	7.8415	8.1982	8.2518	<b>8.7680</b>
	VIF	0.7869	0.7919	0.7756	0.7992	0.8431	<b>0.8901</b>

## 5 结论

本文提出了基于 LatLRR 与 NSP 分解的红外与可见光图像融合算法,该算法模型很好地结合了 LatLRR 与 NSP 在图像分解时的优势,更好地获取了源图像分解产生的低频信息与局部结构信息。在图像融合步骤中,针对低频及局部结构信息的特点,分别采取了不同的融合方法。融合算法的最后,对图像进行重构时添加了非线性变换

函数,算法整体实现了融合结果图像在视觉效果上以红外特征为主,同时,与源红外图像相比,其外观细节等特征更加明显。通过在公开数据集的实验,从定性定量两个方面分析验证了本文算法的有效性、稳定性。

## 参考文献:

- [1] Gao Hongxia, Wei Tao. Image fusion algorithm based on im-

- proved PCNN and average energy contrast [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2022, 51(4):20210996. (in Chinese)
- 高红霞, 魏涛. 改进 PCNN 与平均能量对比度的图像融合算法 [J]. *红外与激光工程*, 2022, 51(4):20210996.
- [2] Shen Ying, Huang Chunhong, Huang Feng, et al. Research progress of infrared and visible image fusion technology [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2021, 50(9):20200467. (in Chinese)
- 沈英, 黄春红, 黄峰, 等. 红外与可见光图像融合技术的研究进展 [J]. *红外与激光工程*, 2021, 50(9):20200467.
- [3] Yang Yanchun, Gao Xiaoyu, Dang Jianwu, et al. Infrared and visible image fusion based on WEMD and generative adversarial network reconstruction [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2022, 30(3):320-330. (in Chinese)
- 杨艳春, 高晓宇, 党建武, 等. 基于 WEMD 和生成对抗网络重建的红外与可见光图像融合 [J]. *光学精密工程*, 2022, 30(3):320-330.
- [4] Huan Kewei, Li Xiangyan, Cao Yutong, et al. Infrared and visible image fusion of convolutional neural network and NSST [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2022, 51(3):20210139. (in Chinese)
- 宦克为, 李向阳, 曹宇彤, 等. 卷积神经网络结合 NSST 的红外与可见光图像融合 [J]. *红外与激光工程*, 2022, 51(3):20210139.
- [5] Huo Xing, Zou Yun, Chen Ying, et al. Dual-scale decomposition and saliency analysis based infrared and visible image fusion [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2021, 26(12):2813-2825. (in Chinese)
- 霍星, 邹韵, 陈影, 等. 双尺度分解和显著性分析相结合的红外与可见光图像融合 [J]. *中国图象图形学报*, 2021, 26(12):2813-2825.
- [6] Hu Xuekai, Luo Peng, Li Tiecheng, et al. Multi-scale image fusion based on adaptive weighting [J]. *Infrared Technology*, 2022, 44(4):404-409. (in Chinese)
- 胡雪凯, 罗蓬, 李铁成, 等. 基于自适应加权的多尺度图像融合研究 [J]. *红外技术*, 2022, 44(4):404-409.
- [7] Ben HA, Heb Y, Krim H, et al. A multiscale approach to pixel-level image fusion [J]. *Integrated Computer Aided Engineering*, 2005, 12(2):135-146.
- [8] DaCAL, Zhou J P, Do M N. The nonsubsampling contourlet transform; theory, design, and applications [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 15(10):3089-3101.
- [9] Li X H, Zhao J. A novel multi-modal medical image fusion algorithm [J]. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 2021, 12(2):1995-2002.
- [10] Lewis J J, O'Callaghan R J, Nikolov S G, et al. Pixel-and-region-based image fusion with complex wavelets [J]. *Information Fusion*, 2007, 8(2):119-130.
- [11] Naidu V. Image Fusion technique using multi-resolution singular value decomposition [J]. *Defence Science Journal*, 2011, 61(5):479-484.
- [12] Kakarala R, Ogunbona O P. Signal analysis using a multi-resolution form of the singular value decomposition [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2001, 10(5):724-735.
- [13] Chen J, Li X J, Luo L B, et al. Infrared and visible image fusion based on target-enhanced multiscale transform decomposition [J]. *Information Sciences*, 2020, 508:64-78.
- [14] Ma J Y, 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.
- [15] Zhao Z X, Xu S, Zhang C X, et al. Bayesian fusion for infrared and visible images [J]. *Signal Processing*, 2020, 177:107734.
- [16] 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*, 2010:663-670.
- [17] Liu G C, Yan S C. Latent low-rank representation for subspace segmentation and feature extraction [C]//*2011 International Conference on Computer Vision*, 2011:1615-1622.
- [18] Li H, Wu X J. Infrared and visible image fusion using latent low-rank representation [J]. *arXiv preprint arXiv*, 2018:1804.08992.
- [19] Li H, Wu X J, Kittler J. MDLatLRR: a novel decomposition method for infrared and visible image fusion [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2020, 29:4733-4746.
- [20] Yi H L, Wang Q. L1-norm-based image super-resolution and its differential statistical model [J]. *Computer Engineering*, 2007, (24):203-205. (in Chinese)
- 倚海伦, 王庆. 基于 L1 范数的图像超分辨率及差分统计模型 [J]. *计算机工程*, 2007, (24):203-205.
- [21] Ma J Y, Ma Y, Li C. Infrared and visible image fusion methods and applications: a survey [J]. *Information Fusion*, 2019, 45:153-178.