

基于图像增强和二次非下采样轮廓波变换的红外与可见光图像融合

赵庆典, 杨德宏*

昆明理工大学国土资源工程学院, 云南 昆明 650093

摘要 针对红外与可见光图像融合过程中细节信息丢失过多、融合结果纹理不清晰、对比度不高等问题,提出一种基于图像增强和二次非下采样轮廓波变换(NSCT)分解的红外与可见光图像融合方法。首先,对可见光图像采用基于引导滤波的图像增强算法提升图像可视性。其次,对增强后的可见光图像和红外图像分别进行NSCT分解得到低频子带和高频子带,并且在不同子带间使用不同的融合规则,得出一次融合图像的NSCT系数。然后,对一次融合图像的NSCT系数重构再分解为高频子带和低频子带并分别与可见光图像的高低频子带融合得到二次融合图像的NSCT系数。最后,对二次融合图像的NSCT系数进行逆变换重构得到最终的融合图像。利用公共数据集进行大量试验,使用8种评估指标,与8种基于多尺度的融合方法对比。实验结果表明:所提方法能保留更多源图像中的细节信息,还能提高融合结果的边缘轮廓清晰度、整体对比度,在主观视觉和评价指标上都存在优势。

关键词 图像融合; 引导滤波; 高频子带; 低频子带

中图分类号 TP391.41

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP231324

Infrared and Visible Light Image Fusion Based on Image Enhancement and Secondary Nonsampled Contourlet Transform

Zhao Qingdian, Yang Dehong*

Faculty of Land Resources Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650093, Yunnan, China

Abstract To address the problems of excessive loss of detail information, unclear texture, and low contrast during the fusion of infrared and visible images, this study proposes an infrared and visible image fusion method based on image enhancement and secondary nonsampled contourlet transform (NSCT) decomposition. First, an image enhancement algorithm based on guided filtering is used to improve the visibility of visible images. Second, the enhanced visible and infrared images are decomposed by NSCT to obtain low- and high-frequency subbands, and different fusion rules are used in different subbands to obtain the NSCT coefficient of the first fusion image. The NSCT coefficients of the primary fused image are reconstructed and decomposed into low- and high-frequency subbands, which are then fused with the low- and high-frequency subbands of the visible light image, respectively to obtain the NSCT coefficients of the secondary fused image. Finally, the NSCT coefficients of the secondary fused image are reconstructed by inverse transformation to obtain the final fused image. Numerous experiments are conducted with public datasets, using eight evaluation indicators to compare the proposed method with eight fusion methods based on multiple scales. Results show that the proposed method can retain more details of the source image, improve the edge contour definition and overall contrast of the fusion results, and has advantages in terms of subjective vision and the use of evaluation indicators.

Key words image fusion; guided filtering; high-frequency sub-band; low-frequency sub-band

1 引言

图像融合作为信息融合的一个分支,是一种将不同

源图像中提取的信息综合形成具有更高空间分辨率和波谱分辨率图像的技术手段^[1]。图像融合根据输入源图像的种类不同,具体可分为遥感图像融合、医学图像融

收稿日期: 2023-05-16; 修回日期: 2023-05-29; 录用日期: 2023-06-01; 网络首发日期: 2023-06-11

通信作者: *1486097650@qq.com

合、多聚焦图像融合、多曝光图像融合以及红外与可见光图像融合等^[2]。不同类型的图像对同一目标的信息描述存在互补和冗余。利用合理的融合规则减少冗余信息,保留互补信息,增加融合结果的可靠性,是图像融合技术的核心思想。红外图像与可见光图像由于成像原理的差异性、图像信息的互补性成为图像融合领域的研究难点与热点。

红外图像由可以穿透物体的遮挡捕捉目标且不受雨、雪、风、沙等环境因素影响的红外传感器获得,其通过亮度的形式呈现目标的图像,尽管红外图像分辨率差,视觉效果模糊,细节纹理信息少,但可以识别伪装。可见光图像是通过光传感器获取的人眼可辨识的高分辨率光反射图像,包含丰富的场景信息以及目标物清晰的纹理特征等,但光传感器容易受到环境条件以及遮挡物的影响无法识别目标^[3]。红外图像与可见光图像在图像质量、信息描述方式等方面的巨大差异,使得二者的算法融合难度大、复杂性高。

红外与可见光图像融合算法通常分为两大类:传统方法和深度学习。传统方法中最符合人类视觉、融合效果最好的是基于多尺度的方法^[4-7]。基于多尺度的方法主要是将源图像分解为多个不同尺度的子带,在不同的子带间使用相应的融合规则,最后进行逆变换重构得到融合结果。文献[8]提出了一种基于非下采样轮廓波变换(Nonsampled contourlet transform, NSCT)和对比拉伸度的红外与可见光图像融合算法,该算法可以保留更多边缘轮廓信息,但融合结果存在伪影且对比度较低;文献[9]提出了一种基于 NSCT 与局部能量相结合的红外与可见光图像融合算法,该算法可以保留更多细节信息,增加信息量;文献[10]提出一种将卷积神经网络和 NSCT 相结合的红外与可见光图像融合算法,该算法能提取更多的源图像特征信息,但画面模糊,细节信息较少;文献[11]利用 NSCT 和直觉模糊集进行红外与可见光图像融合,融合结果的画面质量较好,轮廓清晰,但是浅色区域的融合效果不好。由于可见光图像容易受到光照强度的影响,弱光环境下获取的可见光图像对融合结果整体的对比度和清晰度有着严重的影响,所以图像增强算法在红外与可见光图像融合领域得到越来越多的应用。文献[12]基于引导滤波器的动态范围压缩和对比度恢复提出了一种图像增强算法,该算法虽然可以提升图像的亮度,但可能会引起细节处的对比度损失和伪影。

针对以上讨论,本文提出了一种基于图像增强和二次 NSCT 的红外与可见光图像融合算法。首先,对可见光图像使用图像增强算法改善整体亮度和细节信息可视度。其次,对增强后的可见光图像和红外图像进行 NSCT 分解得到高低频子带,并在不同的子带间进行不同规则的融合,得到一次 NSCT 系数。然后,重构一次 NSCT 系数再分解并与可见光图像的高低频子带进行融合,得到二次 NSCT 系数。最后,逆

NSCT 重构得到融合结果。实验表明: NSCT 分解具有多尺度、高分辨率的优点,融合结果更符合人类视觉系统,并且二次融合可见光图像的高低频子带使得融合结果具有更多的细节轮廓信息和更高的整体对比度,在主观评价和客观指标上都具有优势。

2 基本原理

2.1 图像增强

为了达到自适应增强可见光图像整体对比度、细节信息可视度的目的,提出了一种基于导向滤波的自适应图像增强算法。该算法主要包括 3 个步骤:图像分解、动态压缩、对比度提升^[13]。

引导滤波将源图像分解为基础层和细节层。对源图像 I 利用导向滤波 $GF(X, r, \epsilon)$ 进行滤波并处理后得到源图像基础层 \hat{I}_b, \hat{I}_b 可表示为

$$\hat{I}_b = \lg[GF(I, r, \epsilon) + 1], \quad (1)$$

式中: $r = \lfloor 0.04 \max(w, h) \rfloor$, w, h 分别为源图像的宽和高; ϵ 为引导滤波中的正则化参数, 值为 0.01。

源图像细节层 \hat{I}_d 的获取方法可表示为

$$\hat{I}_d = \lg(I + 1) - \hat{I}_b. \quad (2)$$

针对基础层的特点, 处理过程分为两步, 分别是通过比例因子 β 压缩其较大的动态范围和利用 γ 提升整体对比度, γ 需在 $\gamma > 0$ 的条件下被视为一个比例因子来恢复源图像的对比度, 处理后的图像 \hat{u} 可表示为

$$\hat{u} = \beta \hat{I}_b + \hat{I}_d + \gamma. \quad (3)$$

β 的计算是整个图像增强算法中动态范围压缩的关键。而 β 的计算与目标基础对比度 T 存在关联, β 可表示为

$$\beta = \frac{\ln T}{\max(\hat{I}_b) - \min(\hat{I}_b)}, \quad (4)$$

动态范围压缩了源图像的整体对比度。其中, γ 可表示为

$$\gamma = (1 - \beta) \max(\hat{I}_b). \quad (5)$$

在式(5)中, 当 $\beta < 1$ 时, 满足 $\gamma > 0$ 的条件。最后, 由于式(1)的对数操作, 需要通过相应的指数操作还原得到增强图像 u , u 可表示为

$$u = \exp(\hat{u}). \quad (6)$$

源图像的增强程度由 T 值决定, 不同的 T 值会得到不同增强程度的图像, 如图 1 所示。当 $T = 2$ 和 $T = 3$ 时, 源图像整体亮度过高; 当 $T = 5$ 时, 细节信息增强不够。因此, 依据测试结果将 T 设为 4, 在不同情景下的可见光图像增强结果如图 2 所示。

2.2 非下采样轮廓波变换

NSCT 由非下采样金字塔滤波器(NSP)和非下采样方向滤波器(NSDFB)构成, 是能够满足分解子图和原图尺寸一致且具有空间平移不变特性的图像分解算法。NSP 和 NSDFB 使分解结果同时具备多尺度和多

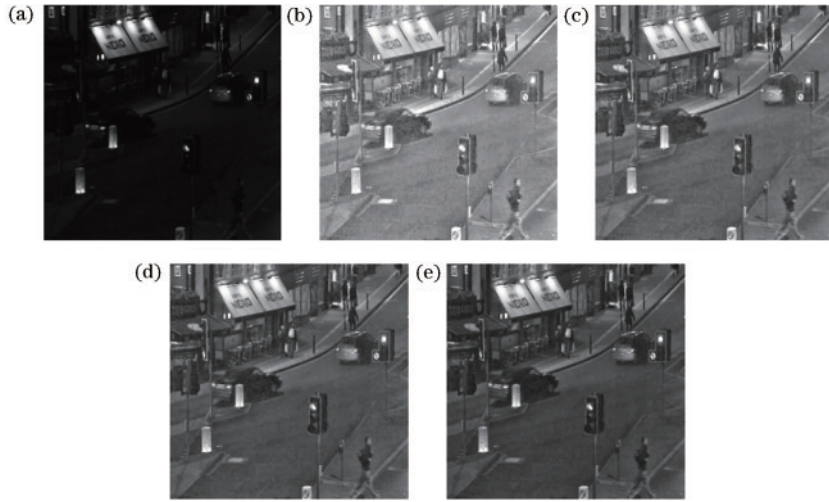


图 1 不同 T 值得到的增强图像。(a)源图像;(b) $T=2$;(c) $T=3$;(d) $T=4$;(e) $T=5$

Fig. 1 Enhanced images with different values T . (a) Source image; (b) $T=2$; (c) $T=3$; (d) $T=4$; (e) $T=5$

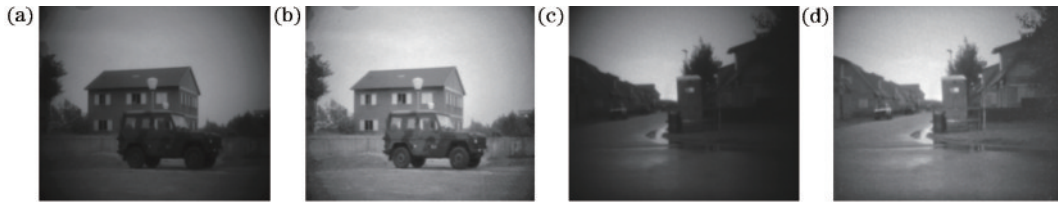


图 2 可见光图像及其增强图像示例图。(a)Marne;(b)增强 Marne;(c) Movie_01;(d)增强 Movie_01

Fig. 2 Example diagram of visible light image and its enhanced image. (a) Marne; (b) enhanced Marne; (c) Movie_01; (d) enhanced Movie_01

方向特性,这些特点让 NSCT 在融合算法中能更好地保留源图像的特征信息。该算法首先利用 NSP 进行多尺度分解,得到一个低通子带图像和一个带通子带图像,然后利用 NSDFB 将带通子带图像进行树形分解,得到一系列的带通方向子带图像。NSCT 具备多

尺度和多方向特性的原因是 NSP 分解得到的低通子带可以重复 NSP 分解和 NSDFB 分解。

NSCT 分解过程没有下采样操作,克服了传统轮廓波会产生吉布斯效应的缺点。NSCT 分解过程如图 3 所示。

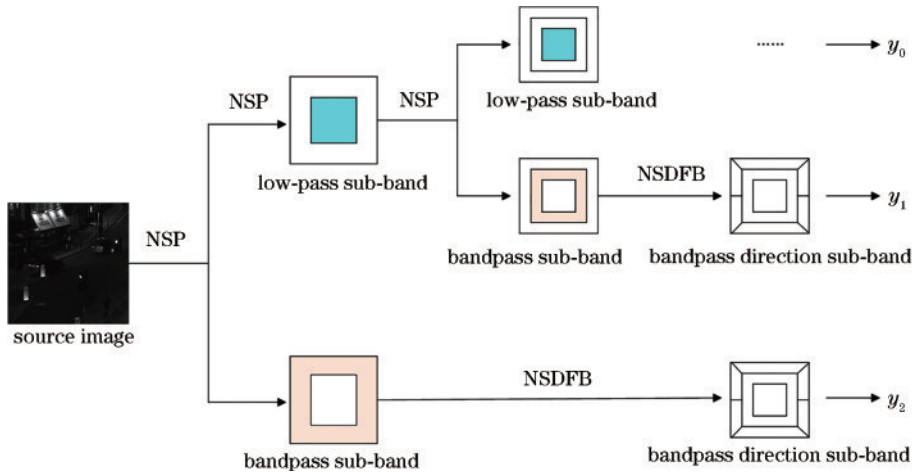


图 3 NSCT 分解示意图

Fig. 3 Schematic diagram of NSCT decomposition

3 所提方法

所提的红外与可见光图像融合方法主要包括 4 个步骤,流程图如图 4 所示。

步骤 1) 利用基于引导滤波的图像增强算法,提高可见光图像的整体对比度、亮度以及细节信息的可视度。

步骤 2) 对增强后的可见光图像和红外图像分别进行 NSCT 分解,分解后的高低频子带分别利用所提准

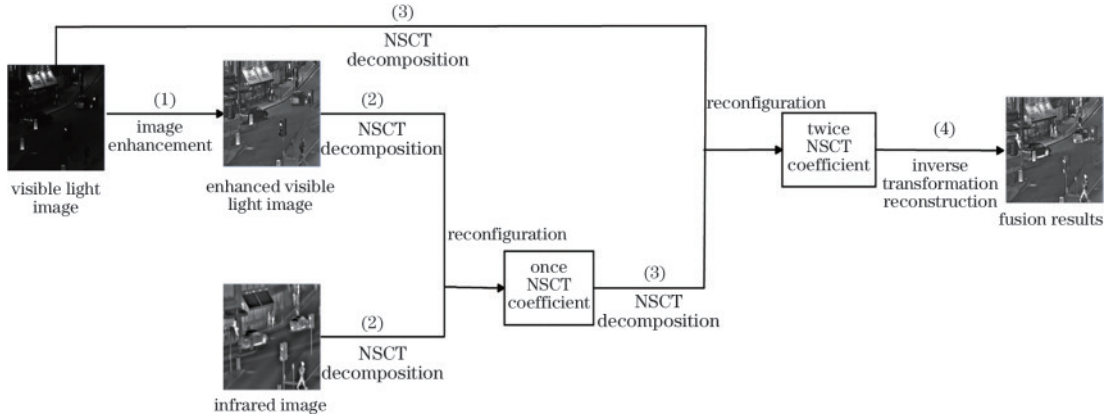


图 4 所提融合方法流程图

Fig. 4 Flow chart of the proposed fusion method

则进行融合,得到第一次融合图像的 NSCT 系数。

步骤 3) 对第一次融合图像的 NSCT 系数进行重构后,再对其进行 NSCT 分解成高频子带与低频子带,然后分别与可见光图像的高频子带和低频子带按照所提准则进行融合,得到二次融合图像的 NSCT 系数。

步骤 4) 对二次融合图像的 NSCT 系数进行逆变换重构,得到最终的融合结果。

3.1 低频子带融合规则

低频子带主要包含源图像中的轮廓信息和大范围的背景信息等,所以低频子带融合通常采用的是加权法,即对红外与可见光图像的低频子带系数进行加权后融合得到新的低频子带。低频子带融合是整个融合过程的关键,低频子带系数也近似于原始图像。为了取得更好的融合结果,采用了一种局部能量加权法。该方法分为以下 2 个步骤:

1) 计算源图像的局部能量

假设在红外与可见光图像的低频子带中待融合图像的某一像素点为 (i, j) , 以该像素点为中心, 3×3 区域窗口的能量计算式分别为

$$E_A(i, j) = \sum_{m=-1}^1 \sum_{n=-1}^1 \mathbf{W}(m, n) [\mathbf{A}_J(i+m, j+n)]^2, \quad (7)$$

$$E_B(i, j) = \sum_{m=-1}^1 \sum_{n=-1}^1 \mathbf{W}(m, n) [\mathbf{B}_J(i+m, j+n)]^2, \quad (8)$$

式中: $\mathbf{W}(m, n)$ 为加权系数矩阵, $\mathbf{W}(m, n) = \frac{1}{12} \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 4 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$; $\mathbf{A}_J(i, j)$ 、 $\mathbf{B}_J(i, j)$ 分别为红外和可见光图第 J 层低频子带中像素点 (i, j) 的像素值。

2) 系数融合

基于红外和可见光图像所含的信息量等特征,采用平均加权的方法融合低频子带系数 $f_{J,F}(x, y)$, $f_{J,F}(x, y)$ 可表示为

$$f_{J,F}(x, y) = \alpha \times f_{J,A}(x, y) + (1 - \alpha) \times f_{J,B}(x, y), \quad (9)$$

式中: $\alpha = \frac{E_A(i, j)}{E_A(i, j) + E_B(i, j)}$; $f_{J,F}(x, y)$ 、 $f_{J,A}(x, y)$ 、 $f_{J,B}(x, y)$ 分别为融合后的图像以及红外与可见光图像的第 J 层的低频子带。

3.2 高频子带融合规则

高频子带主要包含源图像中的细节信息,其融合效果直接决定融合结果中对源图像细节信息的保留程度,采用局部能量法作为高频子带的融合规则。

对高频子带进行归一化局部能量之后,可以设定一个阈值来判断一幅图像的能量,进而得到融合图像在这个区域中心的像素值。归一化局部能量差可表示为

$$M(i, j) = \left| \frac{E_A(i, j) - E_B(i, j)}{E_A(i, j) + E_B(i, j)} \right|. \quad (10)$$

选取的阈值 $T = 0.2$, 当归一化局部能量差 $M(i, j) > T$ 时,融合图像在该区域中心点的像素值 $\mathbf{F}_J(i, j)$ 可表示为

$$\mathbf{F}_J(i, j) = \begin{cases} \mathbf{A}_J(i, j), & E_A(i, j) \geq E_B(i, j) \\ \mathbf{B}_J(i, j), & E_A(i, j) < E_B(i, j) \end{cases}. \quad (11)$$

当归一化局部能量差 $M(i, j) < T$, 即两幅图像所包含的能量相差不大。这时使用加权平均值 $d_{J,F,K}(x, y)$ 作为该区域中心像素点的像素值, $d_{J,F,K}(x, y)$ 可表示为

$$d_{J,F,K}(x, y) = \alpha \times d_{J,A,K}(x, y) + (1 - \alpha) \times d_{J,B,K}(x, y), \quad (12)$$

式中: $d_{J,F,K}(x, y)$ 、 $d_{J,A,K}(x, y)$ 、 $d_{J,B,K}(x, y)$ 分别为融合图像、红外图像与可见光图像的第 J 层的低频子带系数。

4 实验内容及结果

4.1 实验内容

在公开的数据集 TNO(图像均已配准)上进行大量的测试,并从人眼主观评价、评价指标分析两个方面与其他 8 种方法进行对比,对所提融合算法的有效性

和优点进行验证。对比的方法包括:ADF^[14](A new anisotropic diffusion based image fusion)、MGFF^[15](Multi-scale guided filter fusion)、CNN^[16](Convolutional neural networks)、FPDE^[17](Fourth order partial differential equations)、MLEPF^[18](Multi-level edge preserving filtering)、HMSD_GF^[19](Hybrid multi-scale decomposition based on the guided filter)、DTF_SR^[20](Domain transform filtering and sparse representation)、IFEVIP^[21](Infrared feature extraction and visual information preservation)。客观评价指标包括:平均梯度(AG)^[22]、边缘强度(EI)^[23]、空间频率(SF)^[24]、基于梯度的融合性能($Q^{AB/F}$)^[25]、基于人类感知的指标(Q_{CB})^[26]、信息熵(EN)^[27]、峰值信噪比(PSNR)^[28]、互

信息(MI)^[29]。

所提方法中参数的设置:分解尺度的数量(自适应于图像尺寸)为 $\text{ceil}\{\text{lb}[\min(N_y, N_x)] - 7\}$, 每级分解的方向数为 8。

4.2 实验结果

4.2.1 定性分析

在 TNO 测试集中选取 42 对红外与可见光图像进行测试,并对其中两个场景的融合结果进行详细的主观分析。两个场景 9 种方法融合结果分别如图 5、图 6 所示。

在图 5 中,所提方法和其他 8 种对比方法都融入了红外图像中的人物。但 CNN、FPDE 和 DTF_SR 这 3 种方法整体视觉效果较差,成像比较模糊,几个较小的人物不够清楚(圆点虚线矩形框标记),而且过多融合

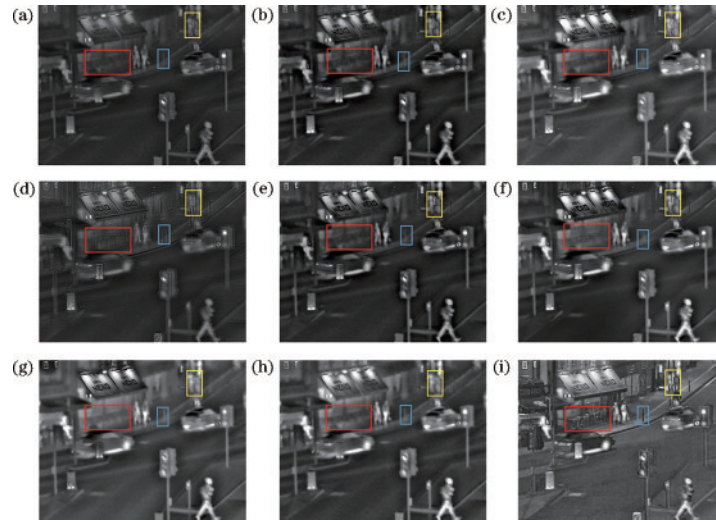


图 5 “Road”场景 9 种方法融合结果。(a) ADF; (b) MGFF; (c) CNN; (d) FPDE; (e) MLEPF; (f) HMSD_GF; (g) DTF_SR; (h) IFEVIP; (i) 所提方法

Fig. 5 Fusion results of 9 methods in “Road” scene. (a) ADF; (b) MGFF; (c) CNN; (d) FPDE; (e) MLEPF; (f) HMSD_GF; (g) DTF_SR; (h) IFEVIP; (i) proposed method

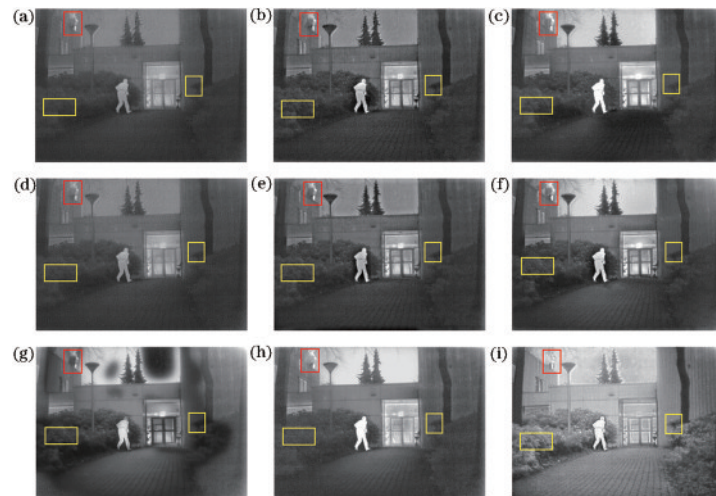


图 6 “Movie_01”场景 9 种方法融合结果。(a) ADF; (b) MGFF; (c) CNN; (d) FPDE; (e) MLEPF; (f) HMSD_GF; (g) DTF_SR; (h) IFEVIP; (i) 所提方法

Fig. 6 Fusion results of 9 methods in “Movie_01” scene. (a) ADF; (b) MGFF; (c) CNN; (d) FPDE; (e) MLEPF; (f) HMSD_GF; (g) DTF_SR; (h) IFEVIP; (i) proposed method

红外信息使得图像对比度较低,画质较为模糊,并且 DTF_SR 方法融合结果存在部分伪影。IFEVIP 方法融合效果较差,边缘轮廓模糊,ADF、HMSD_GF、MLEPF 方法融合结果质量整体较好,但对比度较低,细节信息保留较少。相比之下,所提方法融合结果整体对比度较高,人物目标突出,细节清晰,街边的桩(方点虚线矩形框标记)和店门口的椅子(实线矩形框标记)都能够清楚分辨。以上论述也表明采用二次 NSCT 分解,两次融合可见光图像的高频子带和低频子带保留了更多的细节纹理信息,增加了融合结果的信息量。

在图 6 中,所有的融合方法都融入了红外图像中的人物以及烟囱上方的烟(实线矩形框标记)。DTF_SR 方法融合结果的伪影较多,且边缘模糊不清,融合质量较差。ADF、FPDE 融合了过多的红外信息,导致图像整体模糊,在人物周围都出现了不同程度的光晕。CNN 融合结果的路面上出现明显的颜色深

浅分界线,且存在伪影和光晕。MLEPF、HMSD_GF、MGFF、IFEVIP 方法融合结果整体效果较好,但整体对比度较低,两侧的植被(方点虚线矩形框标记)都较为模糊。与其他 8 种方法相比,所提方法融合结果对比度较高,能够辨识植被轮廓和路面上的砖缝,且细节突出,纹理清晰。由图 6 可知,所提方法能提升融合结果的对比度、可视性,且能保留更多可见光源图像中的细节信息,极大提高了融合结果的信息丰富度。

图 7 展示了 9 种方法在另外 6 个场景的融合结果,依然可以观察到与图 5 和图 6 中类似的视觉效果。第 1 个场景中的植被、第 2 个场景中的树枝、第 3 个场景中的飞机支脚、第 4 个场景中的汽车外观、第 5 个场景中道路两侧的边缘轮廓,以及第 6 个场景中的植物(图中均已使用矩形框标记)都能体现出所提方法相较于其他 8 种算法在细节信息的保留和整体对比度提升方面的优势。



图 7 6 个场景不同算法的融合结果。(a) ADF; (b) MGFF; (c) CNN; (d) FPDE; (e) MLEPF; (f) HMSD_GF; (g) DTF_SR; (h) IFEVIP; (i) 所提方法

Fig. 7 Fusion results of different algorithms in 6 scenarios. (a) ADF; (b) MGFF; (c) CNN; (d) FPDE; (e) MLEPF; (f) HMSD_GF; (g) DTF_SR; (h) IFEVIP; (i) proposed method

4.2.2 定量分析

21 组实验结果 8 项评估指标的平均值如表 1 所

示,8 项评估指标的具体值如图 8 所示。所提方法在其中 5 项评估指标值上优于其他的 8 种方法,其余 3 项也

表 1 21 张融合结果 8 个评价指标平均值
Table 1 Average of 8 evaluation indicators for 21 fusion results

Method	AG	EI	SF	$Q^{AB/F}$	EN	PSNR	MI	Q_{CB}
ADF	4.0210	39.7740	10.0780	0.3980	6.5380	59.6370	1.2926	0.48164
MGFF	5.1986	52.5687	12.9990	0.4200	6.8257	59.1620	1.1554	0.51540
CNN	4.7790	48.2860	12.4760	0.4660	7.2240	58.6390	1.5866	0.53533
FPDE	3.8640	38.3330	9.4060	0.3830	6.5480	59.3390	1.3152	0.47222
MLEPF	4.4214	45.4224	11.5514	0.4178	6.7366	59.2217	1.1900	0.52360
HMSD_GF	5.4360	54.7510	14.1200	0.4520	7.1340	58.7260	1.5025	0.54859
DTF_SR	4.7105	46.6156	12.6878	0.5800	7.1935	58.3479	2.8512	0.54480
IFEVIP	4.4820	45.7300	11.5740	0.4080	6.9750	58.0570	1.5431	0.47141
Proposed method	6.9530	66.6070	18.1840	0.4350	7.2750	57.5310	1.6012	0.55495

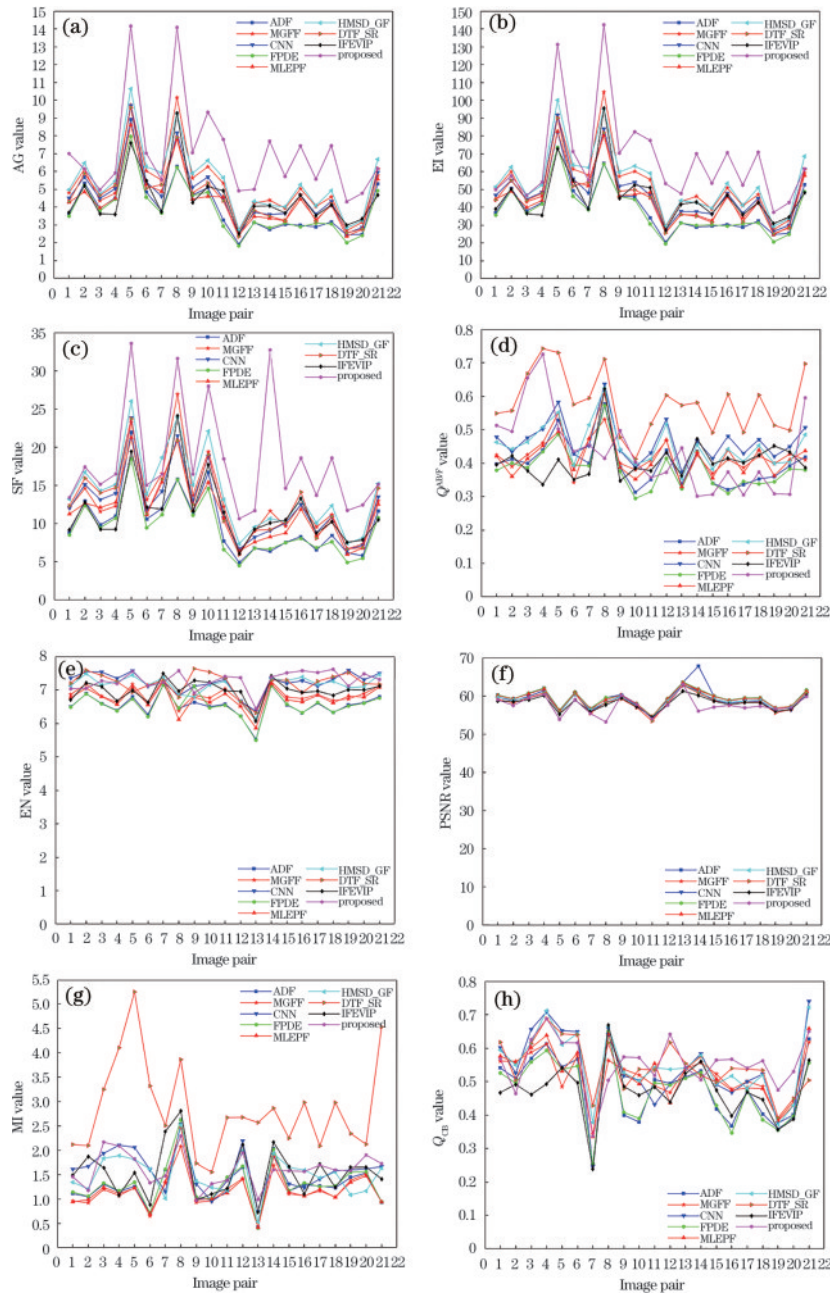


图 8 21 对测试图像融合结果的不同评价指标值点线图。(a) AG; (b) EI; (c) SF; (d) $Q^{AB/F}$; (e) EN; (f) PSNR; (g) MI; (h) Q_{CB}
Fig. 8 Point and line diagrams of different evaluation index values for fusion results of 21 pairs of test images. (a) AG; (b) EI; (c) SF; (d) $Q^{AB/F}$; (e) EN; (f) PSNR; (g) MI; (h) Q_{CB}

取得较好的效果。AG 是用于衡量融合图像清晰度的指标,AG 值越大说明融合结果越清晰;SF 是融合结果的灰度变化率,SF 值越大说明融合结果越清晰;PSNR 是融合结果中的有效信息与噪声之间的比值,PSNR 值越大说明融合结果质量越好;EN 是融合图像包含信息的多少,EN 值越大说明融合图像包含的信息量越多;MI 是融合结果和源图像之间的相似程度,MI 值越大说明融合结果越接近源图像,获取的源图像信息越多; Q_{CB} 值是用于衡量融合结构是否符合人眼系统的, Q_{CB} 指标值越大,说明融合结果越符合人眼系统; $Q^{AB/F}$ 、EI 值均表示融合结果细节纹理的丰富程度以及对比度, $Q^{AB/F}$ 、EI 值越大说明融合结果细节越清晰。所提方法的 AG、SF、EI、EN、 Q_{CB} 等 5 个评估指标均是最大值,证明了所提方法在红外与可见光图像融合过程中将增强后的可见光图像的高频子带和低频子带二次融合可以让融合结果细节和纹理更加丰富,对比度

更高,边缘轮廓更清晰,更符合人眼视觉,含有更多的信息量。所提方法的其他指标在所有方法中表现不突出,PSNR 值排名最后,说明在二次 NSCT 过程中也融入了较多的噪声。综上所述,所提方法能更好地保留源图像中的边缘轮廓,细节信息的丰富度更高,更接近自然场景,整体融合效果优于其他方法。

4.2.3 方法分析

所提方法的关键步骤为:增强可见光图像和二次 NSCT 融合可见光图像的高频子带和低频子带。为验证关键步骤对融合结果的影响程度,在二次融入红外图像的高频子带和低频子带和不对可见光图像增强两种情况下进行融合,并对融合结果使用 8 种评价指标进行对比。对比结果如表 2 所示。由表 2 可知,所提方法的 8 个评价指标都优于其他两种情况,这也说明了所提方法的两个关键步骤都对融合结果有着极大影响,在整个融合过程中至关重要。

表 2 3 种情况下 21 张融合结果的 8 种评价指标平均值

Table 2 Average of 8 evaluation indicators for 21 fusion results in three scenarios

Method	AG	EI	SF	$Q^{AB/F}$	EN	PSNR	MI	Q_{CB}
Proposed method	7.0510	66.6071	7.2754	1.6012	57.5307	0.4348	18.1841	0.5550
Scenario 1	5.1315	50.5300	7.1482	1.2835	56.7881	0.3146	13.2693	0.5428
Scenario 2	6.7598	64.2163	6.9125	1.1632	56.9103	0.4307	18.0635	0.5198

5 结 论

针对红外与可见光图像融合过程中细节信息丢失过多、融合结果纹理不清晰、对比度不高等问题,提出一种基于图像增强和二次 NSCT 的红外与可见光图像融合方法。利用两次 NSCT 分解重构,将利用引导滤波增强后的可见光图像分解得到的高频子带和低频子带用不同的融合规则两次融合到最终结果中,以达到保留源图像中更多细节纹理信息、提高对比度的目的。对不同场景的融合图像而言,所提方法与其他 8 种具有代表性的方法进行对比后,在主观视觉感知和客观评价指标上都取得更好的融合效果。实验结果表明:利用二次 NSCT 的方法两次融合增强后的可见光图像的融合结果具有更高的细节信息丰富度和整体对比度,验证了所提方法的有效性和优越性。所提方法的二次 NSCT 融合导致融合结果中也融入了部分的噪声,这会影响图像质量。后续将重点研究在融合过程中解决伴随子带融合所带来的噪声,以获得更好的融合结果。

参 考 文 献

- [1] Li S T, Kang X D, Fang L Y, et al. Pixel-level image fusion: a survey of the state of the art[J]. Information Fusion, 2017, 33: 100-112.
- [2] Ma J Y, Ma Y, Li C. Infrared and visible image fusion methods and applications: a survey[J]. Information Fusion, 2019, 45: 153-178.
- [3] Du J, Li W S, Lu K, et al. An overview of multi-modal medical image fusion[J]. Neurocomputing, 2016, 215: 3-20.
- [4] Jin H Y, Jiao L C, Liu F, et al. Fusion of infrared and visual images based on contrast pyramid directional filter banks using clonal selection optimizing[J]. Optical Engineering, 2008, 47(2): 027002.
- [5] 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.
- [6] Toet A, van Ruyven L J, Valette J M. Merging thermal and visual images by a contrast pyramid[J]. Optical Engineering, 1989, 28(7): 789-792.
- [7] Madheswari K, Venkateswaran N. Swarm intelligence based optimisation in thermal image fusion using dual tree discrete wavelet transform[J]. Quantitative InfraRed Thermography Journal, 2017, 14(1): 24-43.
- [8] 姜寒雪, 郭立强. 一种基于 NSCT 和对比度拉伸的红外与可见光图像融合算法[J]. 淮阴师范学院学报(自然科学版), 2022, 21(1): 17-23.
Jiang H X, Guo L Q. An infrared and visible image fusion algorithm based on NSCT and contrast stretching[J]. Journal of Huaiyin Teachers College (Natural Science Edition), 2022, 21(1): 17-23.
- [9] 路黎明. 基于局部能量与 NSCT 的红外与可见光图像融合[J]. 数字技术与应用, 2021, 39(6): 100-102.
Lu L M. Fusion of infrared and visible images based on local energy and NSCT[J]. Digital Technology & Application, 2021, 39(6): 100-102.
- [10] 曹宇彤, 宦克为, 薛超, 等. 基于卷积神经网络结合

- NSCT 的红外与可见光图像融合[J]. 红外技术, 2023, 45(4): 378-385.
- Cao Y T, Huan K W, Xue C, et al. Infrared and visible image fusion based on CNN with NSCT[J]. Infrared Technology, 2023, 45(4): 378-385.
- [11] 蔡怀宇, 卓励然, 朱攀, 等. 基于非下采样轮廓波变换和直觉模糊集的红外与可见光图像融合[J]. 光子学报, 2018, 47(6): 0610002.
- Cai H Y, Zhuo L R, Zhu P, et al. Fusion of infrared and visible images based on non-subsampled contourlet transform and intuitionistic fuzzy set[J]. Acta Photonica Sinica, 2018, 47(6): 0610002.
- [12] Li Tao, Ngo H, Zhang M, et al. A multi-sensor image fusion and enhancement system for assisting drivers in poor lighting conditions[C]//34th Applied Imagery and Pattern Recognition Workshop (AIPR'05), Washington, DC, USA. New York: IEEE Press, 2005.
- [13] 朱浩然, 刘云清, 张文颖. 基于对比度增强与多尺度边缘保持分解的红外与可见光图像融合[J]. 电子与信息学报, 2018, 40(6): 1294-1300.
- Zhu H R, Liu Y Q, Zhang W Y. Infrared and visible image fusion based on contrast enhancement and multi-scale edge-preserving decomposition[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2018, 40(6): 1294-1300.
- [14] Bavirisetti D P, Dhuli R. Fusion of infrared and visible sensor images based on anisotropic diffusion and karhunen-loeve transform[J]. IEEE Sensors Journal, 2016, 16(1): 203-209.
- [15] Bavirisetti D P, Xiao G, Zhao J H, et al. Multi-scale guided image and video fusion: a fast and efficient approach[J]. Circuits, Systems, and Signal Processing, 2019, 38(12): 5576-5605.
- [16] Liu Y, Chen X, Cheng J A, et al. Infrared and visible image fusion with convolutional neural networks[J]. International Journal of Wavelets, Multiresolution and Information Processing, 2018, 16(3): 1850018.
- [17] Bavirisetti D P, Xiao G, Liu G. Multi-sensor image fusion based on fourth order partial differential equations [C]//2017 20th International Conference on Information Fusion (Fusion), July 10-13, 2017, Xi'an, China. New York: IEEE Press, 2017.
- [18] 李威, 田时舜, 刘广丽, 等. M-SWF 域红外与可见光图像结构相似性融合[J/OL]. 红外技术: 1-8[2023-02-03]. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/53.1053.TN.20230323.1120.002.html>.
- Li W, Tian S S, Liu G L, et al. Structural similarity fusion of infrared and visible light images in M-SWF domain[J/OL]. Infrared Technology: 1-8[2023-02-03]. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/53.1053.TN.20230323.1120.002.html>.
- [19] Zhou Z Q, Dong M J, Xie X Z, et al. Fusion of infrared and visible images for night-vision context enhancement [J]. Applied Optics, 2016, 55(23): 6480-6490.
- [20] Li X L, Tan H S, Zhou F Q, et al. Infrared and visible image fusion based on domain transform filtering and sparse representation[J]. Infrared Physics & Technology, 2023, 131: 104701.
- [21] Zhang Y, Zhang L J, Bai X Z, et al. Infrared and visual image fusion through infrared feature extraction and visual information preservation[J]. Infrared Physics & Technology, 2017, 83: 227-237.
- [22] Cui G M, Feng H J, Xu Z H, et al. Detail preserved fusion of visible and infrared images using regional saliency extraction and multi-scale image decomposition[J]. Optics Communications, 2015, 341:199-209.
- [23] Rajalingam B, Priya R. Hybrid multimodality medical image fusion technique for feature enhancement in medical diagnosis[J]. International Journal of Engineering Science Invention, 2018, 2(Special issue): 52-60.
- [24] Eskicioglu A M, Fisher P S. Image quality measures and their performance[J]. IEEE Transactions on Communications, 1995, 43(12): 2959-2965.
- [25] Xydeas C S, Petrović V. Objective image fusion performance measure[J]. Electronics Letters, 2000, 36(4): 308-309.
- [26] Chen Y, Blum R S. A new automated quality assessment algorithm for image fusion[J]. Image and Vision Computing, 2009, 27(10): 1421-1432.
- [27] Roberts J W, van Aardt J A, Ahmed F B. Assessment of image fusion procedures using entropy, image quality, and multispectral classification[J]. Journal of Applied Remote Sensing, 2008, 2(1): 023522.
- [28] Jagalingam P, Hegde A V. A review of quality metrics for fused image[J]. Aquatic Procedia, 2015, 4: 133-142.
- [29] Qu G H, Zhang D L, Yan P F. Information measure for performance of image fusion[J]. Electronics Letters, 2002, 38(7): 313.