

基于 NSCT 与引导滤波的多聚焦图像融合

李娇, 杨艳春, 党建武, 王阳萍

兰州交通大学电子与信息工程学院, 甘肃 兰州 730070

摘要 针对多聚焦图像融合中聚焦物体边缘衔接处产生伪影的问题, 提出一种基于非下采样 Contourlet 变换(NSCT)与引导滤波的多聚焦图像融合算法。该算法对多聚焦图像进行 NSCT 分解后, 利用基于边缘的加权融合方案处理低频子带系数, 利用双向拉普拉斯滤波器提取带通方向子带系数的边缘和显著信息, 通过引导滤波器对初始融合权重进行修正, 最后利用 NSCT 重构获得融合后的多聚焦图像。实验结果表明, 与其他融合算法相比, 本文算法提高了融合图像的信息丰富度和清晰度, 避免在聚焦物体边缘衔接处产生伪影, 提高了融合图像的总体质量。

关键词 图像处理; 图像融合; 非下采样 Contourlet 变换; 引导滤波; 空间一致性

中图分类号 TP391 **文献标识码** A

doi: 10.3788/LOP55.071007

Multi-Focus Image Fusion Based on NSCT and Guided Filtering

Li Jiao, Yang Yanchun, Dang Jianwu, Wang Yangping

*School of Electronic and Information Engineering, Lanzhou Jiaotong University,
Lanzhou, Gansu 730070, China*

Abstract Aiming at the problem of artifacts in the convergence of object edges in multi-focus images fusion, a multi-focus images fusion algorithm is proposed based on non-subsampled Contourlet transform(NSCT) and guided filtering, by which the multi-focus images are decomposed. For the sub-band coefficients of low-frequency, an edge-based weighted fusion scheme is adopted, while, for sub-band coefficients of band-pass directional, bidirectional Laplacian filtering is utilized to extract edge and significant information. Meanwhile, the guided filter is used to correct initial fusion weigh, and NSCT reconstruction is performed to obtain fused multi-focus image. The experimental results show that, compared with seven other fusion algorithms, the proposed algorithm can improve richness and clarity of fusion image, avoid artifacts at objects edge, and improve the fused image's general quality.

Key words image processing; image fusion; non-subsample Contourlet transform; guided filter; spatial consistency

OCIS codes 100.2000; 350.2660; 110.7410; 330.6110

1 引言

现代光学成像系统的聚焦范围有限^[1], 很难获得一幅聚焦区域均清晰的多聚焦图像。多聚焦图像融合技术可以有效解决该问题^[2-3], 该技术将同一场景下不同聚焦区域的信息有效结合, 可以提供更精确、更全面和更可靠的信息^[4]。目前, 多聚焦图像融

合技术已在机器视觉、数字摄影、目标识别和遥感等领域^[5-7]广泛应用。

传统的小波变换方法具有良好的时频局部化特性, 可以较好地分析点状瞬态的奇异值, 广泛应用于多聚焦图像融合, 但其对图像中二维或更高维的奇异性处理并非最优。为了弥补该缺陷, 2005年 Do 等^[8]提出具有良好的时频局部特性、多方向性和各

收稿日期: 2017-12-04; **收到修改稿日期:** 2018-01-08

基金项目: 长江学者和创新团队发展计划资助(IRT_16R36)、国家自然科学基金(61562057, 61162016, 61462059)、兰州交通大学青年科学基金(2014006)

作者简介: 李娇(1993—), 女, 硕士研究生, 主要从事图像融合方面的研究。E-mail: lijiaowei0324@163.com

导师简介: 杨艳春(1979—), 女, 博士, 副教授, 硕士生导师, 主要从事图像配准与融合方面的研究。

E-mail: yangyanchun102@sina.com(通信联系人)

向异性的 Contourlet 变换,该变换在图像融合中取得了理想的融合效果。然而,利用 Contourlet 变换进行图像融合时容易产生频谱混叠和 Gibbs 效应。2006 年 da Cunha 等^[9]提出具有平移不变性的非下采样 Contourlet 变换(NSCT),此后,学者们提出许多基于 NSCT 的图像融合算法^[10-11]。如文献[10]提出一种基于 NSCT 和区域能量判断的图像融合算法;文献[11]提出将 NSCT 与 PCNN 相结合的图像融合算法。

引导滤波器是一种保边平滑滤波器,具有良好的边缘梯度保持特性和边缘平滑功能^[12],应用在图像融合中能够较好地保留源图像的边缘和细节信息^[1,6]。为了丰富融合图像的细节信息,文献[1]将 FFST 与引导滤波相结合,提出一种基于 FFST 与引导滤波的多聚焦图像融合算法;另外,为了有效检测多聚焦图像的聚焦区域,文献[6]提出一种基于多视觉特征和引导滤波的快速稳健多聚焦图像融合算法。

本文结合 NSCT 与引导滤波器的各自优势,提出一种基于 NSCT 与引导滤波的多聚焦图像融合算法。首先,对源图像进行 NSCT 分解;然后,采用一种基于边缘的加权融合规则处理低频子带系数,根据带通方向子带系数的边缘和显著信息特点,利用引导滤波器对初始融合权重进行修正,并采用基于引导滤波的加权融合规则;最后,重构融合后的子带系数,获得融合的多聚焦图像。实验结果表明,本文算法能够有效地保留聚焦图像的边缘和细节信息,提高图像的清晰度,取得理想的融合效果。

2 NSCT

NSCT 是在 Contourlet 变换的基础上提出来的,继承了 Contourlet 变换优良的时频局部特性、多方向性和各向异性,与其他传统的多尺度变换相比,NSCT 具有更强的提取图像边缘、轮廓、曲线、细节及纹理等信息的能力,所以利用 NSCT 分解多聚焦图像可以为融合图像提供更丰富的边缘和细节信息^[13]。同时,NSCT 具有平移不变性,将 NSCT 应用于图像融合可以有效避免振铃效应^[10]。

如图 1 所示,NSCT 通过非下采样金子塔(NSP)和非下采样方向滤波器组(NSDFB)实现对图像的多尺度分解和方向分解,NSCT 分解可以获得图像不同尺度、不同方向的子带系数。

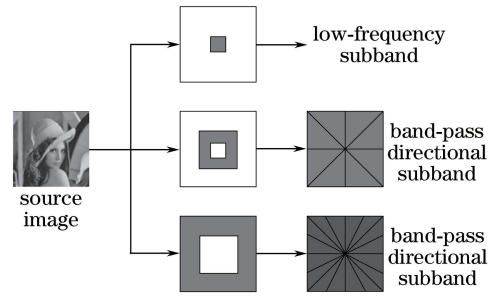


图 1 NSCT 变换结构示意图

Fig. 1 Schematic of NSCT transform

3 引导滤波

引导滤波器能够增强图像的细节信息,具有良好的边缘梯度保持特性、边缘平滑功能和复杂度较低等多种优良特性^[12],近年来,其广泛应用于图像去雾、去噪及融合等领域。引导滤波器的本质是对引导图像进行局部线性滤波,当引导图像为输入图像时,引导滤波器即为保边平滑滤波器。将滤波输入图像、输出图像以及引导图像分别记作 P 、 W 和 Q ,在以 r 为半径,像素 k 为中心的局部窗口 w_k 中,引导图像 Q 和输出图像 W 存在局部线性关系,这是引导滤波的关键,可利用公式表示为

$$W_j = a_k \cdot Q_j + b_k, \quad \forall j \in w_k, \quad (1)$$

式中 a_k 、 b_k 为线性系数(在 w_k 中为常数), j 、 k 为像素索引。 P 去除纹理(噪声)后的图像其实就是滤波输出图像 W ,即

$$W_j = P_j - n_j, \quad (2)$$

式中 n_j 为图像的噪声(纹理)。

为了确定线性系数 a_k 、 b_k ,需要对 W 进行约束,即通过求取 P 和 W 之间的最小差距,可以将线性系数问题转化为求最优解问题,即

$$E(a_k, b_k) = \sum_{j \in w_k} [(a_k \cdot Q_j + b_k - P_j)^2 + \epsilon \cdot a_k^2]. \quad (3)$$

利用线性回归法可以求出线性系数 a_k 、 b_k ,分别为

$$a_k = \left[\frac{1}{|\tau w|} \sum_{j \in w_k} (Q_j \cdot P_j) - \mu_k \cdot \bar{P}_k \right] / (\sigma_k^2 + \epsilon), \quad (4)$$

$$b_k = \bar{P}_k - a_k \cdot \mu_k, \quad (5)$$

式中 $\epsilon > 0$ 为正归化参数, μ_k 和 σ_k^2 分别为 Q 在 w_k 中的均值和方差, $|\tau w|$ 为 w_k 内像素的总个数, \bar{P}_k 为 w_k 中 P 的均值。

引导滤波器有两个滤波器参数: r 和 ϵ , r 为滤

波器窗口的大小,决定在该滤波器窗口下引导图像的显著性差异程度; ϵ 为模糊度,决定最终引导滤波

的模糊程度。图 2 所示为 r 和 ϵ 在不同取值下图像的平滑效果。



图 2 平滑效果图。(a)源图像;(b) $\epsilon=0.01$;(c) $\epsilon=0.04$;(d) $\epsilon=0.16$

Fig. 2 Smoothing effect diagrams. (a) Source image; (b) $\epsilon=0.01$; (c) $\epsilon=0.04$; (d) $\epsilon=0.16$

4 本文方法

4.1 融合算法步骤

本文算法主要通过三个步骤实现多聚焦图像的融合。

1) 对输入的多聚焦图像 A 和 B 进行 NSCT 分解。

2) 针对低频和带通方向子带系数的特点设计不同的融合规则,对低频子带系数采用基于边缘的加权融合规则,对带通方向子带系数采用基于引导滤波的加权融合规则。

3) 通过 NSCT 重构,获得融合的多聚焦图像 C。

本文算法的思路框图如图 3 所示。

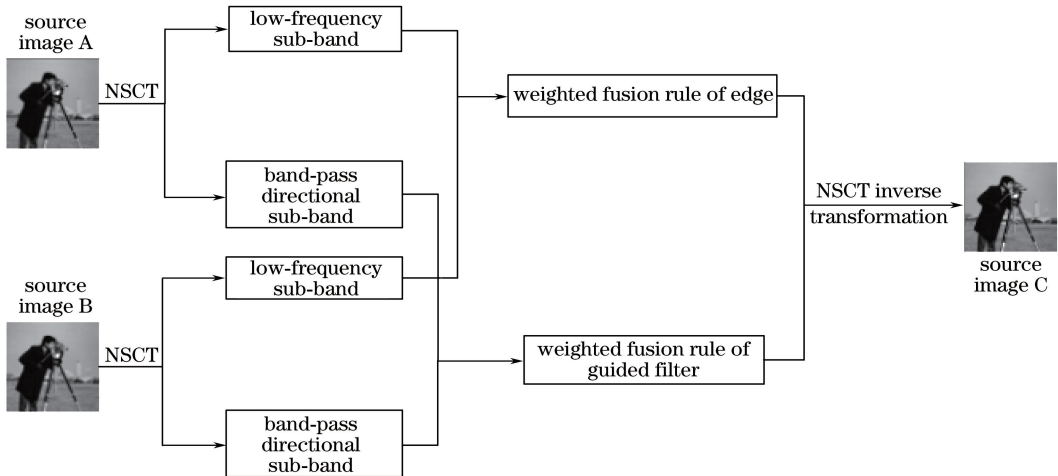


图 3 算法框图

Fig. 3 Diagram of algorithm

4.2 融合策略

4.2.1 低频子带系数的融合策略

源图像经 NSCT 分解后,所得低频子带系数主要包含源图像的近似信息,其主要决定融合图像的轮廓。为了将源图像的近似信息有效保留,采用基于边缘的加权融合方案对源图像 A 的低频子带系数进行处理,所得结果记为 H_A ,则有

$$H_A = (U_1^* C_{io}^A)^2 + (U_2^* C_{io}^A)^2 + (U_3^* C_{io}^A)^2, \quad (6)$$

式中 C_{io}^A 为源图像 A 进行 NSCT 分解后的低频子带

系数, * 表示卷积操作, U_1 、 U_2 和 U_3 分别为水平、垂直和对角线 3 个方向的卷积核,其中 $U_1 =$

$$\begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 2 & 2 & 2 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}, \quad U_2 = \begin{bmatrix} -1 & 2 & -1 \\ -1 & 2 & -1 \\ -1 & 2 & -1 \end{bmatrix}, \quad U_3 =$$

$$\begin{bmatrix} -1 & 0 & -1 \\ 0 & 4 & 0 \\ -1 & 0 & -1 \end{bmatrix}.$$

同理可计算得到源图像 B 的 H_B , 计算公式为

$$\mathbf{H}_B = (\mathbf{U}_1^* \mathbf{C}_{i_0}^B)^2 + (\mathbf{U}_2^* \mathbf{C}_{i_0}^B)^2 + (\mathbf{U}_3^* \mathbf{C}_{i_0}^B)^2. \quad (7)$$

为了将源图像的边缘、轮廓及能量等信息保留到融合图像中,对两幅图像的 \mathbf{H}_A 、 \mathbf{H}_B 采用最大策略的原则,则低频子带系数的融合权值 \mathbf{W} 为

$$\mathbf{W} = \begin{cases} 1, & \text{if } \mathbf{H}_A \geq \mathbf{H}_B \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}. \quad (8)$$

则最终融合后的低频子带系数 $\mathbf{C}_{i_0}^U$ 为

$$\mathbf{C}_{i_0}^U = \mathbf{W} \cdot \mathbf{C}_{i_0}^A + (1 - \mathbf{W}) \cdot \mathbf{C}_{i_0}^B, \quad (9)$$

式中 $\mathbf{C}_{i_0}^U$ 、 $\mathbf{C}_{i_0}^A$ 和 $\mathbf{C}_{i_0}^B$ 分别为融合图像、源图像 A 和源图像 B 的低频子带系数, \mathbf{W} 为融合权值。

4.2.2 带通方向子带系数的融合策略

源图像经 NSCT 分解后,所得带通方向子带系数主要包含源图像的高频信息,即边缘、曲线和细节等信息。对带通方向子带系数的处理直接影响融合图像的质量,因此本文利用引导滤波器的保边平滑特性,提出一种基于引导滤波的加权融合方法。首先对带通方向子带系数进行处理,构建高通图像 $\mathbf{H}_{i,k}^u$, 则有

$$\mathbf{H}_{i,k}^u = |\mathbf{C}_{i,k}^u - \mathbf{C}_{i,k}^u * \mathbf{L}_P|, \quad (10)$$

式中 \mathbf{L}_P 为 3×3 的两个不同方向的拉普拉斯滤波器组合成的滤波器,其计算公式为

$$\mathbf{L}_P = \frac{1-\alpha}{1+\alpha} \cdot \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} + \frac{\alpha}{1+\alpha} \cdot \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & -4 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (11)$$

式中 $\alpha \in [0, 1]$, 本文取 $\alpha = 0.5$ 。 $\mathbf{C}_{i,k}^u$ 为第 u ($1 \leq u \leq L$) 幅源图像在尺度 i 上第 k 方向的子带系数。对 $\mathbf{H}_{i,k}^u$ 的绝对值取局部平均,提取带通方向子带系数的显著性信息,即可获得显著图 $\mathbf{S}_{i,k}^u$, 表达式为

$$\mathbf{S}_{i,k}^u = |\mathbf{H}_{i,k}^u * \mathbf{A}_{\text{average}}|, \quad (12)$$

式中 $\mathbf{A}_{\text{average}}$ 表示 $k \times k$ 的平均滤波器。利用 $\mathbf{S}_{i,k}^u$ 构造加权映射,可以得到初步融合权值 $\mathbf{P}_{i,k}^u$ 为

$$\mathbf{P}_{i,k}^u(m) =$$

$$\begin{cases} 1, & \mathbf{S}_{i,k}^u(m) = \max[\mathbf{S}_{i,k}^1(m), \mathbf{S}_{i,k}^2(m), \dots, \mathbf{S}_{i,k}^L(m)] \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (13)$$

式中 $\mathbf{S}_{i,k}^u(m)$ 为第 u 幅源图像中第 m 个像素的显著映射值, L 为源图像的总数。因为本文算法主要针对两幅多聚焦图像进行融合,所以可以取 $L = 2$ 。然后分别将 $\mathbf{C}_{i,k}^u$ 和 $\mathbf{P}_{i,k}^u$ 作为引导图像和待滤波的输入图像,对初步融合权值 $\mathbf{P}_{i,k}^u$ 进行修正,即可得到修正

后的融合权值 $\mathbf{Z}_{i,k}^u$ 为

$$\mathbf{Z}_{i,k}^u = \text{guidedfilter}(\mathbf{C}_{i,k}^u, \mathbf{P}_{i,k}^u, r, \epsilon). \quad (14)$$

最后,采用最大策略确定最终的融合权值 $\mathbf{W}_{i,k}^u$, 计算公式为

$$\mathbf{W}_{i,k}^u(m) = \begin{cases} 1, & \mathbf{Z}_{i,k}^u(m) = \max[\mathbf{Z}_{i,k}^1(m), \mathbf{Z}_{i,k}^2(m), \dots, \mathbf{Z}_{i,k}^L(m)] \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}. \quad (15)$$

对获得的 L 个 $\mathbf{W}_{i,k}^u$ 进行归一化处理,即可得到带通方向子带系数的加权映射权值 $\bar{\mathbf{W}}_{i,k}^u$, 则融合后的带通方向子带系数 $\mathbf{C}_{i,k}^U$ 的计算公式为

$$\mathbf{C}_{i,k}^U = \sum_{u=1}^L (\bar{\mathbf{W}}_{i,k}^u \cdot \mathbf{C}_{i,k}^u). \quad (16)$$

5 引导滤波器参数及平均滤波器尺寸对融合算法的影响

引导滤波器的两个自由参数 r 和 ϵ 对算法具有一定的影响,带通方向子带系数融合时,平均滤波器尺寸也对算法具有一定的影响。所以,利用不同参数值下融合图像的信息熵(IE)、平均梯度(AG)、标准差(STD)、基于边缘信息保持度评价指标 $Q_{AB/F}$ ^[14] (不超过 1)、空间频率误差比 Q_{SF} ^[15] 和视觉信息保真度(VIFF)^[16] 这 6 个客观评价指标可以进行定量分析,从而选取融合结果比较理想的参数组合。其中,IE、AG、STD、 $Q_{AB/F}$ 和 VIFF 值越大,说明融合效果越理想^[17]; Q_{SF} 绝对值越小,说明融合效果越理想。

5.1 引导滤波器参数的影响

因为引导滤波器的 r 参数决定在该窗口下引导图像的显著性差异程度, ϵ 参数决定引导图像的模糊度。所以,为了分析 r 和 ϵ 对最终融合效果的影响,分别对(14)式中的 r 和 ϵ 进行分析。在分析 r 参数时,设定 $\epsilon = 10^{-2}$; 在分析 ϵ 时,设定 $r = 28$ 。不同的 r 和 ϵ 对融合算法性能的影响,如图 4 和图 5 所示。

通过对比,本文最终将引导滤波器的参数设置为 $r = 21$ 和 $\epsilon = 10^{-4}$ 。因为该算法不依赖于精确的引导滤波器参数,因此采用固定的参数设置能够获得较好的融合效果。

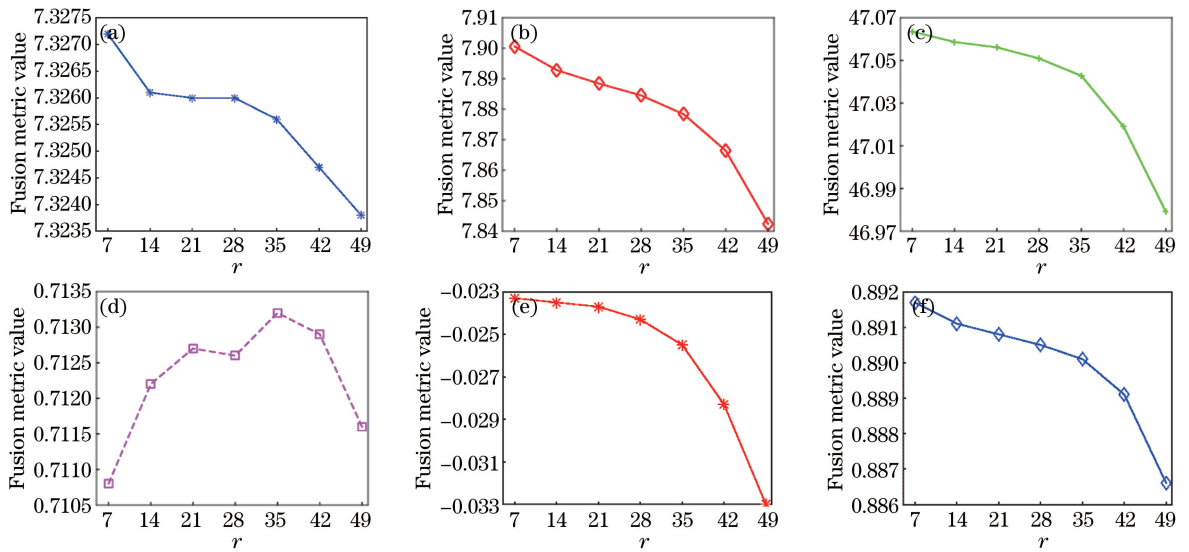


图4 6种客观评价价值随参数 r 变化的结果。(a) IE; (b) AG; (c) STD; (d) $Q_{AB/F}$; (e) Q_{SF} ; (f) VIFF

Fig. 4 Six objective evaluation results with different r values. (a) IE; (b) AG; (c) STD; (d) $Q_{AB/F}$; (e) Q_{SF} ; (f) VIFF

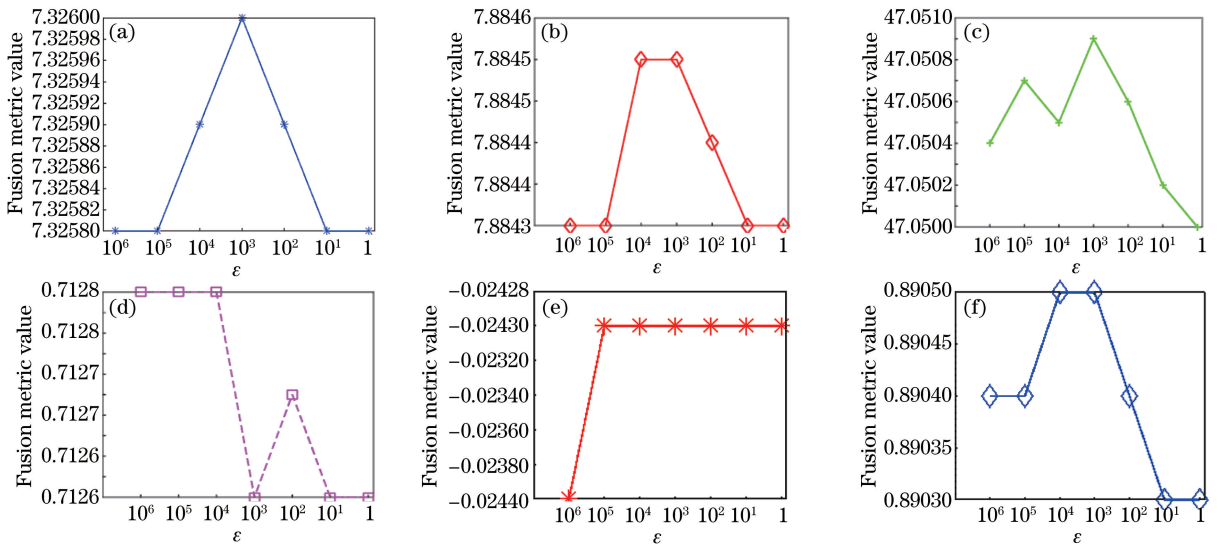


图5 6种客观评价价值随参数 ϵ 变化的结果。(a) IE; (b) AG; (c) STD; (d) $Q_{AB/F}$; (e) Q_{SF} ; (f) VIFF

Fig. 5 Six objective evaluation results with different ϵ values. (a) IE; (b) AG; (c) STD; (d) $Q_{AB/F}$; (e) Q_{SF} ; (f) VIFF

5.2 平均滤波器尺寸的影响

(12) 式中平均滤波器尺寸 k 也对融合效果有着一定的影响。最初, k 增加对最终的融合效果有利, 但是随着 k 越来越大, 目标物体的边缘开始出现模糊, 部分细节信息丢失, 出现过度平滑的现象。因此, 分别计算 $k = \{7, 11, 15, 19, 23, 27, 31\}$ 时 7 组融合图像的 IE、AG、STD、 $Q_{AB/F}$ 、 Q_{SF} 和 VIFF 值, 进而确定平均滤波器尺寸 k 的大小, 所得结果如图 6 所示。

从图 6 可以看出, 随着 k 值的增加, IE、AG、STD 和 Q_{SF} 总体上均呈现上涨趋势; 而 $Q_{AB/F}$ 值先增加, 在 $k=11$ 时出现下降趋势, 直到 $k=27, 31$ 时取

得最低值; VIFF 从开始时一直增加, 在 $k=23$ 时出现下降趋势; 所以经综合考虑, 本文设定 $k=23$ 。

6 实验结果及分析

为了验证算法的有效性, 选取两组已经配准好且大小均为 $640 \text{ pixel} \times 480 \text{ pixel}$ 的多聚焦图像进行融合实验。对比文献 [18] 方法 (PCNN)、文献 [19] 方法 (ASR)、文献 [11] 方法 (NSCT-SF-PCNN)、文献 [20] 方法 (Multi-GFF)、文献 [21] 方法 (GFF)、文献 [22] 方法 (MWGF) 以及文献 [2] 方法 (GFFPCNN) 与本文方法的实验结果。本文算法的参数设置为 $r=21, \epsilon=10^{-4}, k$ 为 23×23 。

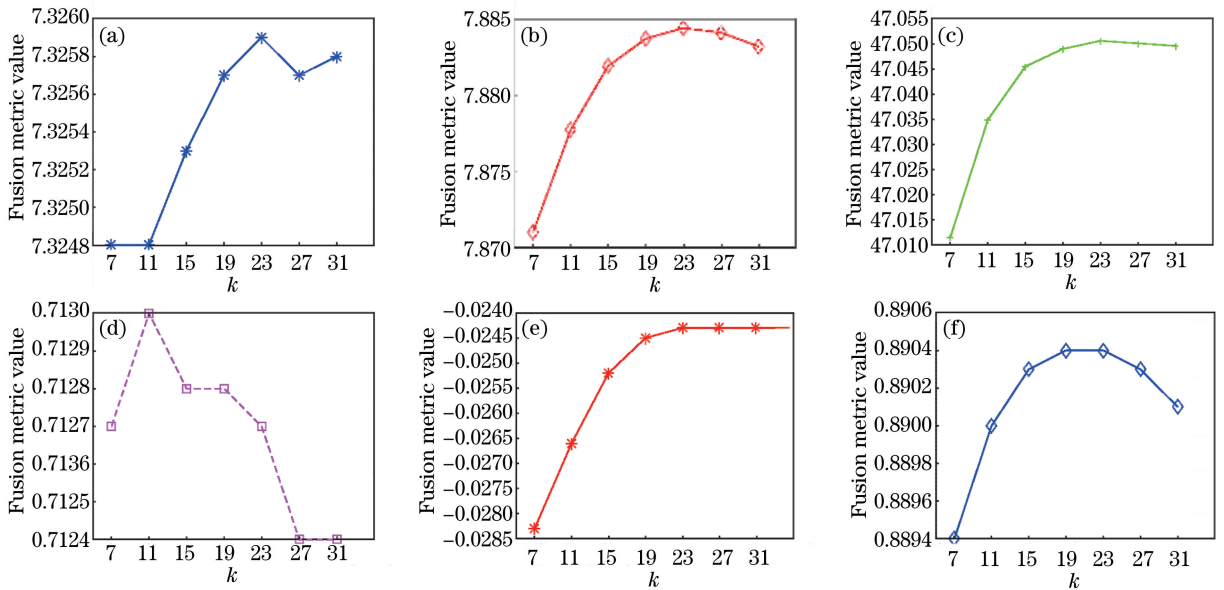


图 6 6 种客观评价价值随尺寸 k 变化的结果。(a) IE; (b) AG; (c) STD; (d) $Q_{AB/F}$; (e) Q_{SF} ; (f) VIFF

Fig. 6 Six objective evaluation results with different k values. (a) IE; (b) AG; (c) STD; (d) $Q_{AB/F}$; (e) Q_{SF} ; (f) VIFF

图 7 所示为第一组融合实验的结果。可见，图 7(c) 整幅图像比较模糊，没有很好地将左、右聚焦源的信息皆融合到图像中，整体效果较差；图 7(d) 丢失了钟表与标有“3M”标志的盒子之间的部分边缘信息；图 7(e) 在图书边缘产生严重伪影，融合效果不理想；图 7(f) ~ (i) 均在钟表与标

有“3M”标志的盒子重叠的区域产生不同程度的伪影，部分边缘、纹理及区域细节信息丢失；图 7(j) 主观效果较好，聚焦物体突出，并且在“3M”标志的盒子重叠区域无伪影产生，说明该算法较好地保留了源图像的边缘和细节信息，提高了融合图像的质量。



图 7 不同算法下的第一组实验结果。(a) 源图像 A; (b) 源图像 B; (c) PCNN 方法; (d) ASR 方法; (e) NSCT-SF-PCNN 方法; (f) Multi-GFF 方法; (g) GFF 方法; (h) MWGF 方法; (i) GFFPCNN 方法; (j) 本文方法

Fig. 7 Experimental results of first group with different algorithms. (a) Source image A; (b) source image B; (c) PCNN; (d) ASR; (e) NSCT-SF-PCNN; (f) Multi-GFF; (g) GFF; (h) MWGF; (i) GFFPCNN; (j) proposed method

图 8 为第二组融合实验的结果。主观上图 8(c) 整幅图像比较模糊，聚焦物体的边缘比较模糊，尤其是人物头部产生了严重的伪影，整体融合效果较差；图 8(d) 中人物头部外圈发白，部分细节及边缘信息丢失；图 8(e) 中人物头部及身体的边缘部分均产生了伪影，融合效果较差；图 8(f) ~ (i) 中人物头部外侧边缘和细节信息存在不同程度的缺失；图 8(j) 较好地保留了源图像的边缘、区域边界及纹理等细节信息，而

且存在聚焦物体的边缘处也无伪影产生。

为了更加全面地评价不同融合算法的性能，分别采用 IE、AG、STD 和 $Q_{AB/F}$ 这 4 个客观评价指标对融合结果进行定量分析。表 1 所示为两组融合实验的客观评价指标结果。在第 1 组实验中，本文方法的 IE、AG、STD、 Q_{SF} 和 VIFF 这 5 个指标均优于其他方法，MWGF 方法仅 $Q_{AB/F}$ 高于本文方法，其他的指标值不如本文方法；在第 2 组实验中，本文方法

的 IE、AG、 Q_{SF} 和 VIFF 均优于其他方法, MWGF 方法仅 STD 和 $Q_{AB/F}$ 优于本文方法, 其他 4 个指标

不如本文方法。因此, 客观上本文方法的性能优于其他方法。

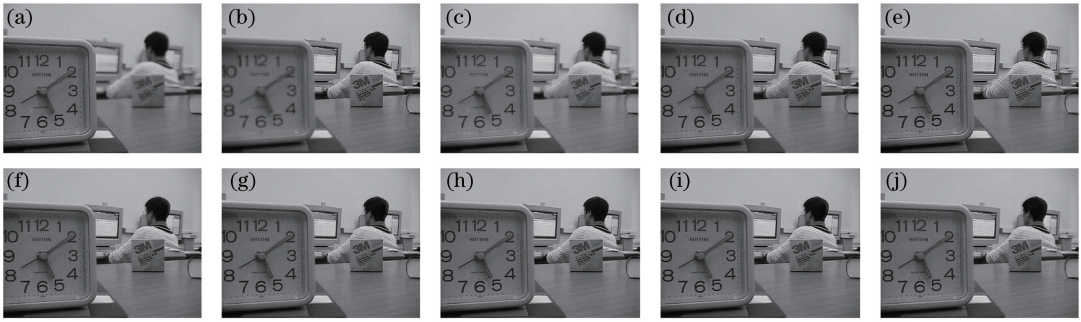


图 8 不同算法下的第二组实验结果。(a)源图像 A;(b)源图像 B;(c) PCNN 方法;(d) ASR 方法;(e) NSCT-SF-PCNN 方法;(f) Multi-GFF 方法;(g) GFF 方法;(h) MWGF 方法;(i) GFFPCNN 方法;(j)本文方法

Fig. 8 Experimental results of second group with different algorithms. (a) Source image A; (b) source image B; (c) PCNN; (d) ASR; (e) NSCT-SF-PCNN; (f) Multi-GFF; (g) GFF; (h) MWGF; (i) GFFPCNN; (j) proposed method

表 1 融合实验的客观评价结果

Table 1 Objective evaluation results of fusion experiment

Source image	Fusion method	IE	AG	STD	$Q_{AB/F}$	Q_{SF}	VIFF
First group	PCNN	7.1931	5.0521	44.6453	0.4829	-0.3825	0.6584
	ASR	7.2851	7.5622	46.1176	0.7002	-0.0615	0.8330
	NSCT-SF-PCNN	7.2973	7.6570	46.1250	0.6554	-0.0575	0.8106
	Multi-GFF	7.2979	7.7198	46.6486	0.5715	-0.0357	0.8738
	GFF	7.3085	7.7475	46.8367	0.5747	-0.0331	0.8838
	MWGF	7.2816	7.8568	46.8681	0.7298	-0.0218	0.8853
	GFFPCNN	7.3095	7.7745	46.8659	0.7232	-0.0288	0.8846
	Proposed method	7.3260	7.8880	47.0546	0.7127	-0.0218	0.8894
Second group	PCNN	6.9912	4.2497	47.4518	0.5665	-0.3360	0.7202
	ASR	7.0211	6.0297	46.7909	0.7345	-0.0580	0.8659
	NSCT-SF-PCNN	6.9916	6.0656	46.8412	0.6977	-0.0604	0.8541
	Multi-GFF	7.0510	6.1188	47.4742	0.7135	-0.0374	0.9069
	GFF	7.0600	6.1547	47.6394	0.7155	-0.0327	0.9150
	MWGF	7.0036	6.2322	47.9626	0.7524	-0.0214	0.9201
	GFFPCNN	7.0604	6.1636	47.6505	0.7503	-0.0307	0.9156
	Proposed method	7.0940	6.2727	47.5917	0.7369	-0.0211	0.9231

实验结果表明, 本文方法获得了主、客观评价相一致的结果, 该方法使得融合结果图保留了丰富的边缘和纹理等细节信息, 而且在聚焦物体的边缘衔接处无伪影产生, 总体取得了非常好的融合效果。

7 结 论

将引导滤波器的边缘梯度保持特性及 NSCT 变换的多种优良特性相结合, 提出了一种基于引导滤波与 NSCT 变换的多聚焦图像算法。实验结果表明, 本文算法在信息丰富度、对比度、清晰度及边缘信息保持度等方面均优于其他算法, 融合结果较好地保留了源图像的边缘、线条及纹理等细节信息, 同时在聚焦物体边缘衔接处也无伪影产生, 总体上

取得了理想的融合效果。

参 考 文 献

- [1] Zhu D R, Xu L, Wang F B, *et al.* Multi-focus image fusion algorithm based on Fast Finite Shearlet Transform and guided filter [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2018, 55(1): 011001. 朱达荣, 许露, 汪方斌, 等. 基于快速有限剪切波变换与引导滤波的多聚焦图像融合算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2018, 55(1): 011001.
- [2] Wang Z B, Wang S, Zhu Y. Multi-focus image fusion based on the improved PCNN and guided filter [J]. *Neural Processing Letters*, 2017, 45(1): 75-94.
- [3] Zhang L B, Zhang J. A new adaptive fusion method

- based on saliency analysis for remote sensing images [J]. Chinese Journal of Lasers, 2015, 42(1): 0114001.
- 张立保, 章珏. 基于显著性分析的自适应遥感图像融合[J]. 中国激光, 2015, 42(1): 0114001.
- [4] Wu D P, Bi D Y, He L Y, *et al.* A fusion algorithm of infrared and visible image based on NSSCT [J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(7): 0710003.
- 吴冬鹏, 毕笃彦, 何林远, 等. 基于 NSSCT 的红外与可见光图像融合 [J]. 光学学报, 2017, 37(7): 0710003.
- [5] Zhan K, Li Q Q, Teng J C, *et al.* Multifocus image fusion using phase congruency [J]. Journal of Electronic Imaging, 2015, 24(3): 033014.
- [6] Yang Y, Que Y, Huang S Y, *et al.* Robust multifocus image fusion via multiple visual features and guided filtering [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2017, 29(7): 1324-1333.
- 杨勇, 阙越, 黄淑英, 等. 多视觉特征和引导滤波的鲁棒多聚焦图像融合 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2017, 29(7): 1324-1333.
- [7] Luo X Q, Zhang Z C, Zhang C Y, *et al.* Multi-focus image fusion using HOSVD and edge intensity [J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2017, 45: 46-61.
- [8] Do M N, Vetterli M. The contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(12): 2091-2106.
- [9] da Cunha A L, Zhou J, Do M N. The nonsubsampling contourlet transform: theory, design, and applications [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(10): 3089-3101.
- [10] Chen M S, Cai Z H. Study on fusion of visual and infrared images based on NSCT [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2015, 52(6): 061002.
- 陈木生, 蔡植善. 基于 NSCT 的红外与可见光图像融合方法研究 [J]. 激光与光电子学进展, 2015, 52(6): 061002.
- [11] Qu X B, Yan J W, Xiao H Z, *et al.* Image fusion algorithm based on spatial frequency-motivated pulse coupled neural networks in nonsubsampling contourlet transform domain [J]. Acta Automatica Sinica, 2008, 34(12): 1508-1514.
- [12] He K M, Sun J, Tang X O. Guided image filtering [J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(6): 1397-1409.
- [13] Zhang Q, Guo B L. Multifocus image fusion using the nonsubsampling contourlet transform [J]. Signal Processing, 2009, 89(7): 1334-1346.
- [14] Xydeas C S, Petrovic V. Objective image fusion performance measure [J]. Electronics Letters, 2000, 36(4): 308-309.
- [15] Zheng Y F, Essock E A, Hansen B C, *et al.* A new metric based on extended spatial frequency and its application to DWT based fusion algorithms [J]. Information Fusion, 2007, 8(2): 177-192.
- [16] Han Y, Cai Y Z, Cao Y, *et al.* A new image fusion performance metric based on visual information fidelity [J]. Information Fusion, 2013, 14(2): 127-135.
- [17] Li S T, Yang B, Hu J W. Performance comparison of different multi-resolution transforms for image fusion [J]. Information Fusion, 2011, 12(2): 74-84.
- [18] Miao Q G, Wang B S. A novel algorithm of multi-focus image fusion using adaptive PCNN [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2006, 28(3): 466-470.
- 苗启广, 王宝树. 一种自适应 PCNN 多聚焦图像融合新方法 [J]. 电子与信息学报, 2006, 28(3): 466-470.
- [19] Liu Y, Wang Z F. Simultaneous image fusion and denoising with adaptive sparse representation [J]. IET Image Processing, 2015, 9(5): 347-357.
- [20] Yang H, Wu X T, He B G, *et al.* Image fusion based on multiscale guided filter [J]. Journal of Optoelectronics • Laser, 2015, 26(1): 170-176.
- 杨航, 吴笑天, 贺柏根, 等. 基于多尺度引导滤波的图像融合方法 [J]. 光电子 • 激光, 2015, 26(1): 170-176.
- [21] Li S T, Kang X D, Hu J W. Image fusion with guided filtering [J]. IEEE Transaction on Image Processing, 2013, 22(7): 2864-2875.
- [22] Zhou Z Q, Li S, Wang B. Multi-scale weighted gradient-based fusion for multi-focus images [J]. Information Fusion, 2014, 20: 60-72.